

**République Algérienne Démocratique et Populaire**

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

=====  
Université de Batna

Faculté des Sciences de l'Ingénieur

=====  
Département d'Electrotechnique

**MEMOIRE**

=====  
pour l'Obtention du Titre de

**Magister en Electrotechnique**

Option : Matériaux

Présenté par :

**Saliha Boudraa**

Ingénieur d'État en Électrotechnique de l'Université de laghouat

Thème

=====  
**Analyse des gaz dissous dans les huiles des transformateurs en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle**  
=====

Soutenu le,.... /... 2005

**Devant le Jury**

<b>K. Zahar</b>	Prof	Université de Stif	Président
<b>L. Mokhnache</b>	M.C	Université de Batna	Rapporteur
<b>S. Boukhatache</b>	M.C	Université de Batna	Examineur
<b>N. Nait Said</b>	M.C	Université de Batna	Examineur
<b>F. Zidani</b>	M.C	Université de Batna	Examineur

## *Remerciements*

### *Tout d'abord merci à dieu de m'avoir donner la force pour terminer ce travail*

Je tiens à remercier **Dr. Leila Mokhnache**, mon directeur de mémoire, qui a consacré beaucoup de son temps à mon travail, et a fait de nombreuses remarques, toujours intéressantes, sur ce mémoire. **Dr. Mokhnache** a toujours su diriger mes recherches dans la bonne direction; je lui dois beaucoup pour ses nombreuses contributions à la réussite de ce travail.

Je tiens également à remercier le professeur **K. Zahar**, de l'Université de Setif, **Dr S. Boukhatache** maître de conférences à l'université de Batna, **Dr N. Nait Said** Maître de Conférences à l'Université de Batna, et **Dr. F. Zidani** Maître de conférence à l'université de Batna, qui ont gentiment accepté de participer à mon jury de mémoire.

Je tiens à remercier aussi **Mr Hamouda** chef d'unité de recherche de l'université de Batna, d'avoir accepter de m'accueillir dans son laboratoire de recherche, ainsi que les membres de l'unité de recherche, qui m'ont beaucoup aidé à m'insérer dans ce laboratoire d'un point de vue technique et aussi humain.

Merci beaucoup à **Mr. Joseph B. Digiorgio**, le Ph.D a l'ABB et **Mr. Michel Duval** de l'institut Hydro-Quebec de recherche (IREQ) au canada, qui nous ont envoyé des document très importants, vos contributions ont beaucoup apporté au développement de ce mémoire

Merci à tous les autres chercheurs qui ont mis leurs outils, articles et travaux accessibles à travers l'Internet,

*Merci et encore merci à ma mère, sources de mon inspiration.*

*Merci à toute ma famille et plus particulièrement mes frère et sœur. Mon frère **Mohammed** pour le soutient morale et financier, ainsi mon frère **Abdelhafid** au Canada et ma sœur **mama***

*S. Boudraa*

## *Dédicaces*

*A l'âme de mon père*

*A l'âme de ma mère*

*A mes frères et soeur*

*A tous ceux qui me sont chers*

*Saliha*

## I. 1 Introduction

Actuellement, l'huile minérale demeure l'imprégnant exclusivement utilisé pour les transformateurs haute et très haute tension, en association avec des matériaux cellulósiques. Parmi les produits formés par les différents processus de dégradation de cette huile, certains sont gazeux dans les conditions normales de température et de pression et se retrouvent alors dissous dans cette huile. L'analyse de ces gaz permet d'obtenir des renseignements sur la nature de la contrainte, son intensité et le type de matériaux affectés.

L'analyse des gaz dissous (DGA) a été employée pendant plus de 25 ans pour évaluer le comportement d'équipements électriques remplis d'huile. Elle a été utilisée pour des transformateurs de puissance en service, plus tard elle a été appliquée à d'autres appareils électriques remplis d'huile minérale. L'analyse effectuée par chromatographie en phase gazeuse, permet la détermination du gaz principal, l'hydrogène, les hydrocarbures et les oxydes de carbone, qui peuvent être produits par une isolation imbibée par huile dans de diverses conditions de panne.

La publication CEI 567 donne les méthodes de prélèvement et d'analyse. Sa révision qui a été maintenant accomplie par CEI599 99, inclura les méthodes d'essai avec les dernières améliorations. [Sam-00]

## I.2. Historique

Les isolants électriques étaient à l'origine des produits naturels non imprégnés qui, en contact direct avec l'air, s'oxydaient rapidement. Il n'était guère possible, ni évident, d'utiliser des liquides, bien qu'en 1854 [Sil-00], on eût plongé des enroulements dans l'essence de térébenthine augmentant leur tenue diélectrique, leur durée de fonctionnement et montrant que l'on peut soustraire l'isolation solide à l'oxydation directe. Il a fallu attendre jusqu'à 1891 [Sil-00], pour que l'huile de pétrole soit utilisée à titre expérimental dans l'isolation de transformateurs triphasés.

Peu à peu les paramètres électriques se précisèrent sous l'influence de diverses contraintes d'emploi. On a alors assisté à une floraison de liquides nouveaux qui ont posé le problème de choix et de définition de critère de sélection., et devant la multiplication des réseaux de distribution d'énergie électrique et l'accroissement des puissances installées, les transformateurs dans l'air deviennent énormes. Pour réduire leur volume, l'emploi de l'huile minérale se généralise dès 1905 et plus qu'elle a des nombreuses variantes dans sa composition, elle possède de remarquables propriétés. [Sil-00, D 2 450] La possibilité de créer des molécules adaptées, par exemple de permittivité plus grande que celle des huiles minérales révéla avec l'apparition des Askarels à la fin des années 1920.

Les Askarels, suspectés dès 1966, puis interdits dans certains pays en 1972 (en Algérie à partir de 1985) sont peu à peu remplacés par d'autres liquides, notamment par la *Borak22* (huile minérale) dans le cas des huiles de transformateurs [D-2 450, Bou-01]

Le tableau (I.1) résume l'historique des méthodes de diagnostic et de protection se basant sur l'analyse des gaz dissous dans l'huile des transformateurs. [Abd-02 ]

**Tab. I.1** : historique des méthodes de diagnostic par analyse de gaz [ABd-02]

Période	Méthode appliquée
Fin des années 20	Développement du relais Buchhloz
Au milieu des années 50	Analyse des gaz dans les relais Buchloz
Fin des années 50	Analyse des gaz dans l'huile, détermination des gaz dissous, détermination du type de défaut à partir du volume absolu du gaz
Début des années 70	Détermination du type de défaut à partir des rapports de concentrations des gaz
Au milieu des années 70	Mise en œuvre des codes de défauts à partir des rapports des gaz : méthane/hydrogène, éthane/méthane, éthylène/éthane et éthylène/acétylène.
Au milieu des années 80	Contrôle périodique des transformateurs par le biais de mesures de concentration des gaz

### I. 3 Liquide isolant

En général, les liquides isolants sont associés à des isolants solides. Ils sont utilisés comme imprégnant d'isolations solides ou comme produits de remplissage de matériels électriques très divers : transformateurs (de puissance, de distribution, de mesure ...) réactance, condensateurs, câble, traversées, disjoncteurs, changeurs de prise, etc.

- Leur rôle principal est d'éliminer l'air et les autres gaz de façon à améliorer la tenue diélectrique de l'isolation (la rigidité diélectrique des liquides est nettement supérieure à celle des gaz).
- Leur fonction électrique essentielle est d'éliminer les décharges partielles susceptibles de se produire dans les poches gazeuses, en remplissant les interstices entre solides isolants et conducteurs ainsi que les cavités au sein des solides eux-mêmes. Ces décharges très agressives et destructrices pour les isolants solides, peuvent se déclencher à des tensions très basses. [D 2 470]
- Dans certains cas, notamment dans les transformateurs et quelques câbles de puissance, le liquide isolant est avant tout un fluide de transfert thermique qui sert à évacuer les calories produites au cœur de l'appareil.
- Les liquides sont également utilisés pour leur pouvoir extincteur d'arcs électriques, en raison de leur pouvoir lubrifiant pour le matériel renfermant des pièces en mouvement, et dans certains cas, pour améliorer la résistance au feu. [D 2 471]

Bien que les liquides isolants aient été employés comme imprégnant depuis la fin du siècle dernier, les recherches sur le claquage de ces matériaux, ont pendant longtemps été peu développées. Cela est dû, d'une part, au nombre très restreint de travaux sur le sujet (les domaines d'application des liquides étant bien plus limités que ceux des gaz), d'autre part, la méconnaissance des mécanismes de base sur la conduction dans l'état liquide. Aussi, les connaissances sur le sujet demeurant très fragmentaires, souvent contradictoires et largement empiriques jusqu'en 1950, alors que, pour les gaz et les solides ordonnés, des théories bien vérifiées par l'expérience avaient été établies.

Une approche plus systématique s'est développée par la suite, dans le souci :

- D'effectuer un contrôle strict visant à préciser le rôle d'agents étrangers aux liquides (particules, gaz dissous, etc) qui affectent manifestement leur rigidité.

## *Liste de tableaux*

<b>Tab. I.1</b> historique des méthodes de diagnostic par analyse de gaz .....	02
<b>TabI.2.</b> Structure de l'huile minérale et ses gaz produits après défaut .....	04
<b>Tab. I.3</b> Normes utilisées par SONELGAZ pour l'analyse de la BORAK22 .....	10
<b>Tab I.4</b> Formation de gaz dans les défauts .....	11
<b>Tab I.5</b> Solubilité des gaz dans l'huile de transformateur .....	11
<b>Tab I.6</b> Les gaz dégagés pour chaque type de défaut .....	15
<b>Tab.I.7</b> Les défauts correspondent aux 13 modèles conçus par ECRA.....	18
<b>Tab. I.8</b> Guide de la méthode de CSUS .....	18
<b>Tab I.9</b> Code pour les rations de Rogers .....	19
<b>Tab I.10</b> Interprétation de Rogers.....	19
<b>Tab.I.11</b> Code pour méthode IEC/IEEE Recommandation .....	20
<b>Tab. I-12</b> Interprétation de la CEI /IEEE Recommandation 599 .....	20
<b>Tab. III.1</b> Exemple d'un tableau d'inférence .....	54
<b>Tab IV.1</b> Diagnostic par la méthode ECRA dans la phase d'apprentissage utilisant L.M...	60
<b>Tab IV.2</b> Diagnostic par la méthode ECRA dans la phase de test utilisant L.M .....	62
<b>Tab IV.3</b> Diagnostic par la méthode CEI dans la phase d'apprentissage utilisant L.M .....	64
<b>Tab IV.4</b> Diagnostic par la méthode CEI dans la phase de test utilisant L.M.....	66
<b>Tab IV-5.</b> Défauts selon le critère de Rogers .....	68
<b>Tab IV.6</b> Diagnostic par la méthode Roger dans la phase d'apprentissage utilisant L.M ..	69
<b>Tab IV.7</b> Diagnostic par la méthode Roger dans la phase de test utilisant L.M .....	71
<b>Tab V.1</b> Tableau d'inférences selon le critère d'ECRA .....	76
<b>Tab.V.2</b> Résultats de diagnostic par la méthode ECRA utilisant le système Mamdani .....	77
<b>Tab V-3</b> Code de CEI .....	78
<b>Tab V-4.</b> Description de l'ensemble de défauts .....	82
<b>Tab.V.5</b> Tableau d'inférences .....	82
<b>Tab.V-6</b> Résultats de programme par la méthode CEI utilisant la matrice d'inférence .....	83
<b>Tab.V-7</b> Résultats de programme par la méthode CEI utilisant le système Mamdani .....	84
<b>Tab V.8</b> Codes pour les rations de Rogers .....	85
<b>Tab V-9.</b> Les défauts correspondre au différent code de Rogers .....	87
<b>Tab.V.10</b> Tableau d'inférences pour la méthode de Rogers .....	87
<b>Tab.V-11</b> Résultats de la méthode Roger utilisant le système Mamdani .....	88

## *Liste de figures*

<b>Fig.I.1</b> Courbe typique de la RVM pour un transformateur en bonnes conditions.....	09
<b>Fig.I.2</b> Courbe typique de la RVM pour un transformateur en mauvaises conditions.....	09
<b>Fig. I.3.</b> Echantillonnage de l'huile par Seringue .....	12
<b>Fig. I.4</b> L'extraction sous vide .....	13
<b>Fig. I.5</b> Le mélange $N_2$ , $O_2$ , $CO_2$ et $CO$ séparés .....	13
<b>Fig. I.6-</b> Les hydrocarbures séparés .....	14
<b>Fig. I.7-</b> Analyse de l'Hydrogène .....	14
<b>Fig. I.8.</b> Les gaz principaux caractérisant de défaut .....	16
<b>Fig.I.9.</b> Les 13 représentations des échantillons .....	17
<b>Fig. I.10.</b> Diagramme de <i>Doernenburg</i> .....	21
<b>Fig. I.11</b> Triangle du Duval .....	22
<b>Fig. I.12.</b> Exemple d'application de triangle du Duval .....	55
<b>Fig.II.1.</b> Evolution du nombre de compagnies proposant des produits connexionnistes.....	27
<b>Fig.II.2</b> Le neurone biologique .....	28
<b>Fig.II.3</b> : Le modèle de MC Culloch et Pitts.....	29
<b>Fig.II.4</b> : Schéma symbolique des différentes fonctions mathématiques neurone formel ...	30
<b>Fig. II.5</b> Allure de quelques fonctions d'activation .....	31
<b>Fig.II.6</b> Les différentes possibilités de classification des réseaux de neurones.....	31
<b>Fig. II.7</b> Architecture générale d'un réseau dynamique .....	32
<b>Fig. II.8</b> Structure du Perceptron linéaire et son entraînement.....	35
<b>Fig. II.9</b> Le positionnement de l'hyperplan de séparation par la réadaptation des poids ...	35
<b>Fig. II.10</b> Structure d'un réseau ADALINE et son principe d'apprentissage.....	36
<b>Fig. II.11</b> Réseaux multicouche.....	38
<b>Fig. II.12</b> Principe de l'entraînement du réseau par rétro-propagation de l'erreur.....	39
<b>Fig. II.13</b> Descente de gradient sur une surface d'erreur et minima locaux.....	40
<b>Fig. II.14</b> Schéma d'adaptation du taux d'apprentissage.....	43
<b>Fig.III.1</b> Schéma général d'un système flou.....	49
<b>Fig.III.2</b> Degré d'appartenance aux ensembles considérés en logique booléenne .....	50
<b>Fig.III.3</b> Exemple de fonction d'appartenance de $H_2\%$ .....	51
<b>Fig.III.4</b> Différentes formes de fonctions d'appartenance .....	52
<b>Fig.III.5</b> Sous ensembles flous de Sugeno .....	53
<b>Fig. III.6:</b> Méthode d'inférence Somme-produit .....	55
<b>Fig. III.7:</b> Défuzzification par centre de gravité.....	56
<b>Fig.IV.1.</b> Schéma général du réseau multicouche utilisant le critère ECRA .....	59
<b>Fig.IV.2.</b> Erreur de l'apprentissage en utilisant la méthode LM à 1 couche cachée.....	61
<b>Fig.IV.3.</b> Erreur de l'apprentissage en utilisant la méthode LM à 2 couches cachées.....	61
<b>Fig.IV.4.</b> Schéma général du réseau multicouche utilisant le critère CEI .....	64
<b>Fig.IV.5.</b> Erreur de l'apprentissage en utilisant la méthode LM à 1 couche cachée.....	65
<b>Fig.IV.6.</b> Erreur de l'apprentissage en utilisant la méthode LM à 2 couches cachées.....	65
<b>Fig.IV.7.</b> Schéma général du réseau multicouche utilisant le critère Roger.....	68
<b>Fig.IV.8.</b> Erreur de l'apprentissage en utilisant la méthode LM à 1 couche cachée .....	70
<b>Fig.IV.9.</b> Erreur de l'apprentissage en utilisant la méthode LM à 2 couches cachées.....	70
<b>Fig.V.1</b> La fonction d'appartenance de hydrogène.....	75
<b>Fig.V.2</b> Exemple comparatif entre code 1 binaire IEC et le code1 floue .....	78
<b>Fig. V.3</b> : Fonctions d'appartenance optimales.....	79
<b>FigV-4</b> La fonction d'appartenance de $r_1$ aux intervalles de défauts .....	81
<b>FigV-5</b> Fonction d'appartenance de $r_2$ aux intervalles de défauts .....	81
<b>FigV-6</b> La fonction d'appartenance de $r_3$ aux intervalles de défauts .....	81
<b>Fig.V.7</b> Exemple comparatif entre code5 binaire de Rogers et celui floue .....	86

# *Conclusion Générale*

Les limitations des méthodes traditionnelles de diagnostic d'huile de transformateurs par analyse des gaz dissous, sont dues essentiellement à leur forte dépendance de l'expérience humaine, d'où les techniques d'intelligence artificielle, tel que les réseaux de neurones (RN) et la logique floue peuvent apporter de bonnes solutions pour le diagnostic. Ces techniques mettent l'expérience des analystes dans un système intelligent pour les nouveaux ingénieurs analystes non expérimentés afin de prendre les bonnes décisions concernant l'état de l'huile et en un temps réduit

A partir de ce qui précède, les réseaux de neurones artificiels à apprentissage supervisé, et la logique floue sont appliqués dans ce travail dans le diagnostic de l'huile de transformateurs en utilisant l'analyse de gaz dissous (DGA). Ces techniques ont été appliquées avec succès dans l'environnement MATLAB. Les conclusions suivantes mettent en lumière les résultats obtenus.

- Pour les réseaux de neurones, L'optimisation des RNA utilisés dans le diagnostic est réalisé en changeant de topologie du réseau et le critère d'optimisation est basé sur l'exactitude des résultats. Les réseaux de *Levenberg-Marquardt* présentent une bonne robustesse pour le diagnostic par réseaux de neurones. L'architecture du RNA (nombre de couches cachées, nombre de neurones) est un facteur important décidant de la qualité de l'apprentissage plus que les paramètres d'apprentissage (taux d'apprentissage, ...).
- La base de données a une influence majeure sur l'apprentissage des RNA. C'est pour cela que le choix de cette base qui est parfois le seul paramètre décidant de la qualité de l'apprentissage est une étape prudente dans les applications des réseaux de neurones. La base de donnée utilisée en appliquant le critère de la CEI paraît la plus adéquate d'où des résultats meilleurs sont obtenus.
- Pour la logique floue, Nous avons utilisé la logique floue dans le diagnostic des huiles de transformateur par la DGA, et les premiers résultats sont très encourageants. L'implémentation de cette méthode a présenté plus de souplesse qu'avec les réseaux de neurones à apprentissage supervisé. entraîné par la méthode de *Levenberg Maquardt*, et moins de complexité.
- L'application de la logique floue offre une bonne qualité de diagnostic. L'utilisation de ce système résout le problème des données non définis dans les intervalles recommandés par le critère utilisé en interprétation des gaz dissous. Une amélioration claire dans la fiabilité du diagnostic par rapport a celle de RNA, a été obtenue lors de l'application de la logique floue avec les trois critères choisis.



- Pour la méthode de diagnostic par analyse des gaz dissous DGA, Le diagnostic du défaut dans l'huile de transformateur peut aider considérablement à améliorer la qualité de leur maintenance.
- L'utilisation de RN et logique floue, nous a donné des bons résultats par le critère de la CEI (plus 90 % de réponses sont correctes), par rapport aux deux autres critères choisis. Les résultats montrent l'excellent accord avec le diagnostic fait par les experts sur les transformateurs, ce qui justifie la grande utilisation du critère CEI par les labos d'analyse et de diagnostic des huiles de transformateurs par la DGA.

### **Nos perspectives**

L'utilisation d'autres critères d'interprétation des gaz dissous en particulier le triangle de Duval ainsi que la combinaison entre deux critères (CEI/ECRA par exemple), est un axe majeur dans nos futurs travaux. L'utilisation des autres techniques d'intelligence artificielle tel que algorithmes génétiques, systèmes hybrides (neuro-flous ou neuro-génétiques) sont aussi inclus dans nos perspectives de recherche

## V- Application de la logique floue au diagnostic des huiles par analyse des gaz dissous

### V.1 Introduction

Actuellement, chaque genre de règles utilisées dans le diagnostic de défauts dans les équipements électriques donne seulement une description de critère de façon générale. Il est difficile de refléter exactement la loi objective du défaut ou du critère. Certaines formes de valeurs numériques donnent une description pour le critère. Certains critères sont décrits par une langue ambiguë

La technique des réseaux de neurones utilise divers seuils numériques pour classifier des ensembles de données de gaz dissous dans divers intervalles. L'information sur l'appartenance à l'intervalle est employée pour faire un diagnostic. Certaines valeurs de l'ensemble des entrées peuvent tomber près des seuils mais à l'extérieur des intervalles prévus d'où le résultat qu'aucun diagnostic n'est obtenu. Ce qui, va nous conduire au traitement inévitable d'informations floues dans ce domaine. Flou est l'indétermination de la compréhension.

Si l'appartenance stricte à un intervalle est remplacée par une appartenance floue, la méthode standard peut être automatisée d'une manière qui prolonge son utilité tandis que leur fidélité à la base technique fondamentale reste valable. Cette méthode est très utile surtout avec le développement d'ordinateur et la technologie d'intelligence artificielle. [Duk-93, Duk-98, Hu-03, Sen-00]

### V.2 Construction d'un système flou pour le diagnostic de l'huile de transformateur.

#### V.2.1 Diagnostic par la méthode des gaz principaux (méthode d'ECRA)

Un traitement des données par la logique floue type Mamdani a été effectué. Nous avons fait un traitement des mêmes données utilisées avec l'application des réseaux de neurones, dans l'application de la logique floue type Sugeno et des résultats moins bons ont été obtenus.

#### a) Fonction d'appartenance

La base de données est représentée comme suit :

Le vecteur d'entrées  $R = [r_1, r_2, r_3, r_4, r_5]$  et le vecteur de sortie présenté comme  $Y = [Y_1 \dots Y_{13}]$ .

Les vecteurs sont

$R = [H_2, CH_4, C_2H_6, C_2H_4, C_2H_2]$  (gaz principaux dissous dans l'huiles)

$Y = [mod1, \dots, mod13]$  ( les défauts correspondants)

$\mu(H_2)$  est la fonction d'appartenance de  $H_2$  à l'ensemble flou

P, M, G indiquent respectivement que la concentration de  $H_2$  dans l'huile est petite, moyenne, grande.

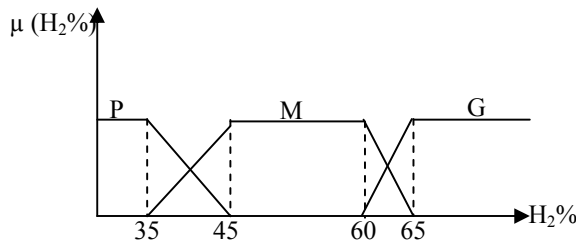


Fig.V.1 : La fonction d'appartenance de l'hydrogène

**b) Règles d'inférences :**

Treize (13) règles d'inférences sont élaborées, la méthode utilisée pour les entrées des règles est la méthode somme-produit et la méthode du centre de gravité pour les sorties. (Voir chapitre II). Le tableau V.1 montre les treize sorties pour les 5 entrées de la méthode ECRA.

Tab V.1 : Tableau d'inférences utilisant la méthode ECRA

Sortie		$\mu(C_2H_2)$	P			M			G		
		$\mu(C_2H_4)$	P	M	G	P	M	G	P	M	G
$\mu(C_2H_6)$	$\mu(CH_4)$	$\mu(H_2)$									
P	P	P			J						
		M									
		G	A	B		D				M	
	M	P									
		M				I					
		G				C					
	G	P									
		M		H	E						
		G			F	L			G		
M	P	P			K						
		M									
		G									
	M	L									
		M									
		G									
	G	L									
		M									
		G									

*Par exemple : Si  $H_2$  est grande(G) ET  $CH_4$  est petite(P) ET  $C_2H_6$  est petite(P) ET  $C_2H_4$  est petite(P) ET  $C_2H_2$  est grande(G) Alors on a le modèle M qui indique le défaut ( décharge par arc)*

**-Les intervalles de fonctions d'appartenance de sorties**

Modèle	Intervalle
A	[-0.0038 0.076]
B	[0.08 0.16]
C	[0.16 0.24]
D	[0.24 0.32]
E	[0.32 0.4]
F	[0.4 0.48]
G	[0.48 0.56]
H	[0.56 0.64]
I	[0.63 0.71]
J	[0.72 0.8]
K	[0.8 0.88]
L	[0.88 0.96]
M	[0.88 0.96]

### C) Résultats et discussions

Quarante (40) échantillons ont été simulés par le programme, et les résultats obtenus sont montrés dans le tableau V.2

**Tab. V.2** : Résultats di diagnostic par la méthode ECRA utilisant la logique floue

Sortie	Résultats de diag.	Défaut réel	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>
0.76	Bon	OH	4,05	22,03	18,99	100,00	7,59
0.639	Pas bon	PD	81,22	18,58	1,50	24,88	100,00
0.0804	bon	ARC	100,00	17,92	7,08	22,17	36,79
0.52	Bon	OH	8,75	52,79	11,62	100,00	1,95
0.52	Bon	OH	13,20	51,06	14,39	100,00	4,77
0.52	bon	OH	1,15	47,04	19,70	100,00	0,43
0.52	bon	OH	19,05	58,86	13,43	100,00	2,11
0.76	bon	OH	24,32	34,72	9,98	100,00	1,46
0.76	bon	OH	11,03	29,71	11,59	100,00	1,29
0.64	pas bon	ARC	91,10	26,99	4,08	44,20	100,00
0.76	bon	OH	15,35	36,74	13,95	100,00	2,33
0.76	bon	OH	13,36	32,07	14,92	100,00	2,00
0.0802	bon	DP	100,00	7,45	5,92	1,22	0,00
0.0802	bon	ARC	100,00	32,46	7,97	14,93	17,04
0.52	bon	OH<150	100,00	81,25	20,63	60,00	0,00
0.52	bon	OH150-300	69	100	15,6	10,7	0
0.52	bon	OH300-700	30,00	100,00	46,67	70,00	0,22
0.76	bon	OH>700	22,45	34,69	4,29	100,00	1,43
0.52	bon	ARC	7,52	4,08	1,57	13,48	100
0.52	bon	OH300-700	30,86	67,75	38,05	100	0,12
0.0802	bon	PD	100	6,25	1,88	0,63	0,63
0.52	bon	ARC	72,89	31,28	2,72	50,41	100,00
0.68	bon	OH	45,12	57,93	26,83	100	0
0.52	bon	OH150-300	59,38	68,75	100,00	31,25	0,00
0.0802	bon	PD	100,00	14,17	26,67	19,17	3,33
0.585	Pas bon	ARC	61,22	100,00	36,73	73,47	19,39
0.52	bon	OH	27,03	94,59	33,78	100,00	0,14
0.0802	bon	ARC	100,00	12,00	0,40	0,40	0,40
0.52	bon	OH	100	81,25	20,625	60	0
0.52	bon	ARC	100	24	7	58,5	65,5
0.52	bon	OH	24,17	79,58	21,93	100,00	0,28
0.76	pas bon	ARC	30,30	12,12	9,09	100,00	18,18
0.76	bon	OH	15,17	39,01	14,71	100,00	3,41
0.439	bon	OH	15,73	100,00	14,71	82,69	0,20
0.44	bon	OH	19,10	100,00	33,16	66,58	0,13
0.52	bon	OH	29,34	82,64	24,45	100,00	0,49
0.0802	bon	PD	100,00	8,15	5,23	3,08	0,00
0.52	bon	OH	0,00	100,00	52,07	89,17	0,00
0.52	bon	OH	25,00	76,28	19,66	100,00	0,85
0.0802	bon	PD	100,00	5,94	2,17	3,00	0,00

Le résultat est considéré « bon » quand le défaut donné par le programme est le même donné par l'expert, autrement le résultat est considéré « pas bon ».

✚ **Le programme a fait un diagnostic correct de 36 cas parmi les 40 et donne une exactitude de 90 %**

### V.2.2 Diagnostic par la méthode d'CEI

La méthode de la CEI est basée sur les rapports :  $r_1 = \frac{C_2H_2}{C_2H_4}$ ,  $r_2 = \frac{CH_4}{H_2}$ ,  $r_3 = \frac{C_2H_4}{C_2H_6}$ . Ces

indicateurs ont été choisis parce qu'ils montrent un degré élevé de corrélation en identifiant divers défauts de transformateur utilisant des données du diagnostic par analyse de gaz dissous DGA.

Tab V-3 : Code de CEI

Rapport/Codes	Code 0	Code 1	Code2
$r_1 = \frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	< 0.1	0.1-3	>3
$r_2 = \frac{CH_4}{H_2}$	0.1-1	<0.1	>1
$r_3 = \frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	<1	1-3	>3

#### a) Codes flous de la CEI

Trois rapports de gaz  $\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$ ,  $\frac{CH_4}{H_2}$ ,  $\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$ , peuvent être codés en tant que 0, 1 et 2 pour différentes gammes de rapports. Le Tableau V-3 est réarrangé pour donner un rapport clair entre la gamme de chaque rapport de gaz et son code correspondant CEI.

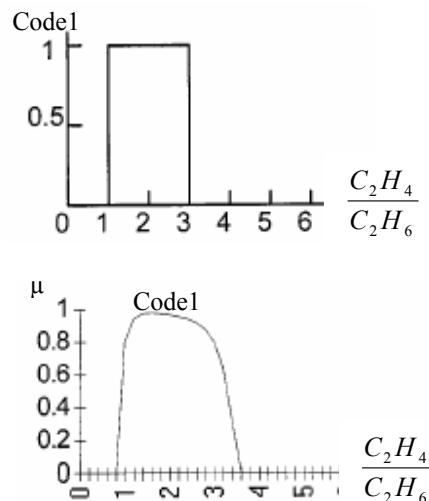


Fig.V.2 Exemple comparatif entre code 1 binaire CEI et le code1 flou pour le rapport  $r_3 = \frac{C_2H_4}{C_2H_6}$  [Yan-97]

Les défauts de transformateur peuvent être identifiés par les codes de la CEI de trois rapports de gaz  $r_1 = \frac{C_2H_2}{C_2H_4}$ ,  $r_2 = \frac{CH_4}{H_2}$ ,  $r_3 = \frac{C_2H_4}{C_2H_6}$ . Comme exemple, un ensemble de concentration en gaz  $r_1=0$ ,  $r_2=2$  et  $r_3=1$  donne un diagnostic correspondant au défaut 8, c.-à-d. Au défaut thermique de température moyenne (300° -700°C.)

Dans le diagnostic utilisant les codes de la CEI, la logique conventionnelle ET et OU est employée. Par exemple, le huitième défaut est représenté par :

$$f(8) [code_{ZERO}(r_1) \text{ ET } code_{DEUX}(r_2) \text{ ET } code_{UN}(r_3)]$$

Où  $Code_{ZERO}(r_1)$ ,  $Code_{DEUX}(r_2)$  et  $Code_{UN}(r_3)$  sont les valeurs de codes des rapports  $r_1$ ,  $r_2$  et  $r_3$  respectivement. Il n'y a pas de valeurs intermédiaires, ils sont soit UN (vrai) ou ZERO (faux) tableau V-3, et par conséquent, le défaut F (8) sera soit UN (vrai) ou ZERO (faux) au moyen d'opérations de logique.

Dans la méthode développée de diagnostic flou, les codes de la CEI 0, 1 et 2 sont reconstruits comme des ensembles flous ZERO, UN et DEUX. Chaque rapport de gaz peut être représenté comme vecteur flou

$$[\mu_{ZERO}(r), \mu_{UN}(r), \mu_{DEUX}(r),]$$

Où  $\mu_{ZERO}(r)$ ,  $\mu_{UN}(r)$ , et  $\mu_{DEUX}(r)$  sont les fonctions d'appartenance de codes flous (zéro, un, deux) respectivement. [Sen-00, Yan-97]

### b) Fonctions d'appartenance [Yan-97]

- Les fonctions d'appartenance réalisées pour les entrées sont montrées dans la figure.V.3

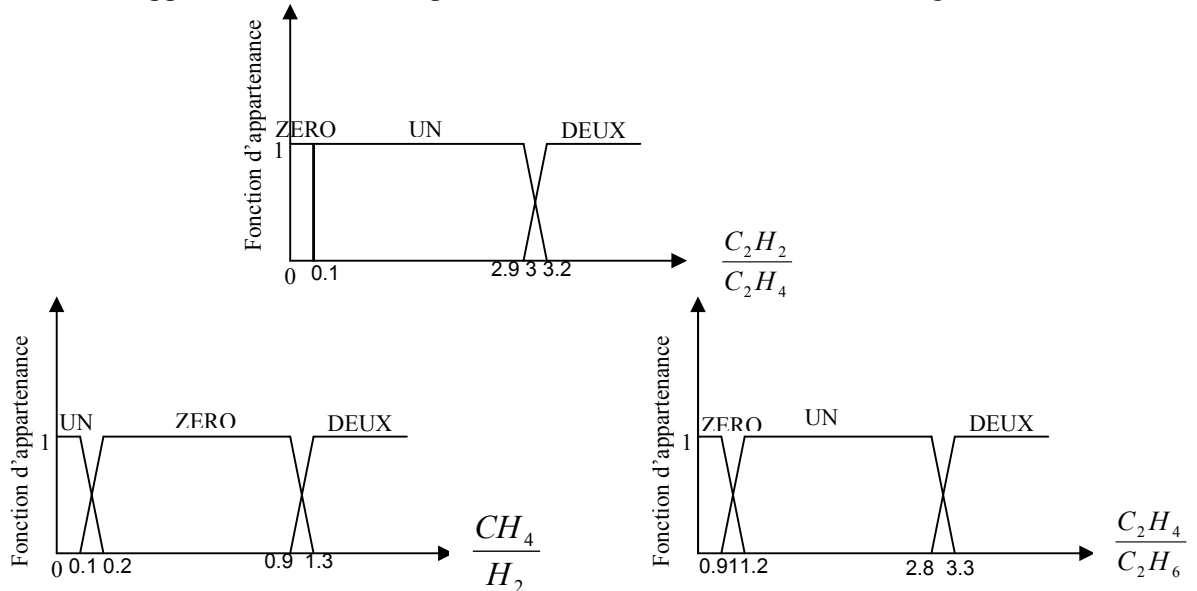


Fig. V.3 : Fonctions d'appartenance optimales

$$\text{Pour } r_1 = \frac{C_2H_2}{C_2H_4}$$

- $0 \leq r_1 \leq 0.1$       $\mu_{\text{zéro}}(r_1) = 1$
- $0.1 \leq r_1 \leq 2.9$       $\mu_{\text{UN}}(r_1) = 1$      ;      $2.9 \leq r_1 \leq 3.2$       $\mu_{\text{UN}}(r_1) = \frac{-r_1}{0.3} + \frac{3.2}{0.3}$
- $2.9 \leq r_1 \leq 3.2$       $\mu_{\text{DEUX}}(r_1) = \frac{r_1}{0.3} - \frac{2.9}{0.3}$      ;      $r_1 \geq 3.2$       $\mu_{\text{DEUX}}(r_1) = 1$

$$\text{Pour } r_2 = \frac{CH_4}{H_2}$$

- $0 \leq r_2 \leq 0.1$       $\mu_{\text{UN}}(r_2) = 1$      ;      $0.1 \leq r_2 \leq 0.2$       $\mu_{\text{UN}}(r_2) = \frac{-r_2}{0.1} + \frac{0.2}{0.1}$
- $0.1 \leq r_2 \leq 0.2$       $\mu_{\text{ZERO}}(r_2) = \frac{r_2}{0.1} - \frac{0.1}{0.1}$  ;      $0.2 \leq r_2 \leq 0.9$       $\mu_{\text{ZERO}}(r_2) = 1$  ;
- $0.9 \leq r_2 \leq 1.3$       $\mu_{\text{ZERO}}(r_2) = \frac{-r_2}{0.4} + \frac{1.3}{0.4}$
- $0.9 \leq r_2 \leq 1.3$       $\mu_{\text{DEUX}}(r_2) = \frac{r_2}{0.4} - \frac{0.9}{0.4}$  ;      $r_2 \geq 1.3$       $\mu_{\text{DEUX}}(r_2) = 1$

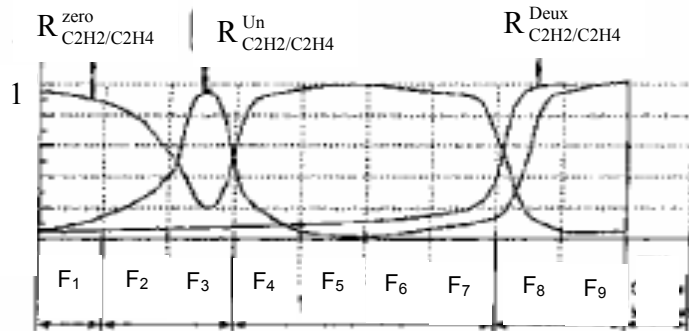
$$\text{Pour } r_3 = \frac{C_2H_4}{C_2H_6}$$

- $0 \leq r_3 \leq 0.9$       $\mu_{\text{ZERO}}(r_3) = 1$      ;      $0.9 \leq r_3 \leq 1.2$       $\mu_{\text{ZERO}}(r_3) = \frac{-r_3}{0.3} + \frac{1.2}{0.3}$
- $0.9 \leq r_3 \leq 1.2$       $\mu_{\text{UN}}(r_3) = \frac{r_3}{0.3} - \frac{0.9}{0.3}$  ;      $1.2 \leq r_3 \leq 2.8$       $\mu_{\text{UN}}(r_3) = 1$  ;      $2.8 \leq r_3 \leq 3.3$
- $2.8 \leq r_3 \leq 3.3$       $\mu_{\text{DEUX}}(r_3) = \frac{-r_3}{0.4} + \frac{3.2}{0.4}$
- $2.8 \leq r_3 \leq 3.3$       $\mu_{\text{DEUX}}(r_3) = \frac{r_3}{0.4} - \frac{2.8}{0.4}$  ;      $r_3 \geq 3.3$       $\mu_{\text{DEUX}}(r_3) = 1$

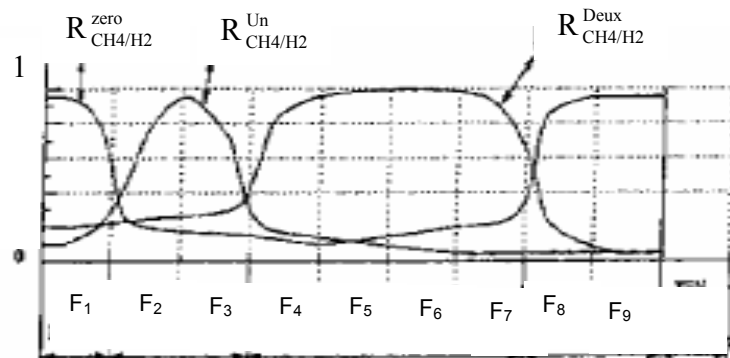
### c) Règles d'inférences

#### - méthodes de la matrice d'inférences

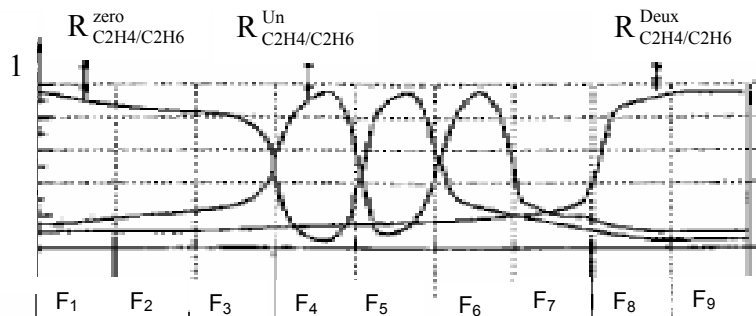
Dans cette étape nous assignons les valeurs des fonctions d'appartenance pour chaque défaut naissant. C'est la partie la plus difficile et chaque tâche doit être évaluée soigneusement, les fonctions d'appartenance indiquées sur les figures V-3 à V-6 ont été obtenues après des consultations étendues avec des experts de service, littérature existante et historiques de 800 échantillons de DGA obtenus par les standards IEEE (IEEE Transactions, Dielectrics and Electrical Insulation) et la CEI [Sye-00]. Des ensembles flous Fs (1), Fs (2),...Fs (9) correspondant aux neuf défauts naissants sont alors générés. [Sye-00, Sen-00]



FigV-4 Fonction d'appartenance de  $r_1$  aux intervalles de défauts utilisant la méthode de diagnostic CEI [Sye-00]



FigV-5 Fonction d'appartenance de  $r_2$  aux intervalles de défauts utilisant la méthode de diagnostic CEI [Sye-00]



FigV-6 fonction d'appartenance de  $r_3$  aux intervalles de défauts utilisant la méthode de diagnostic CEI [Sye-00]

$R_{C_2H_2/C_2H_4}^{zero}$  ;  $R_{C_2H_2/C_2H_4}^{un}$  ;  $R_{C_2H_2/C_2H_4}^{deux}$  assume le degré d'intégrité de fonctions d'appartenance de la première entrée  $\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$  aux défauts de F1 à F9.

Même signification pour  $R_{CH_4/H_2}^{zero}$  ;  $R_{CH_4/H_2}^{un}$  ;  $R_{CH_4/H_2}^{deux}$  et  $R_{C_2H_4/C_2H_2}^{zero}$  ;  $R_{C_2H_4/C_2H_2}^{un}$  ;  $R_{C_2H_4/C_2H_2}^{deux}$ .

D'où une matrice d'inférence pour chaque type de défaut sera adoptée, cette matrice contient neuf éléments qui représentent les différents degrés d'appartenance de chaque défaut aux fonctions d'appartenance de rapports  $r_1$ ,  $r_2$  et  $r_3$ .



Par exemple pour le défaut F1 :

$$\mu_{F1} = \begin{bmatrix} 0.85\mu_{r1zero} & 0.1\mu_{r1UN} & 0.05\mu_{r1Deux} \\ 0.95\mu_{r2zero} & 0.1\mu_{r2UN} & 0.2\mu_{r2Deux} \\ 0.90\mu_{r3zero} & 0.1\mu_{r3Un} & 0.05\mu_{r3Deux} \end{bmatrix}$$

La sortie globale de chaque échantillon, sera normalisée comme suit

$$\mu(F1s) = \sum_{i=1,j=1}^3 F(i; j)$$

La sortie adaptée c'est celle qui prend la somme la plus élevée

**- méthodes de la table d'inférence**

Chaque défaut correspond a une combinaison de codes bien déterminée.

Nous allons utiliser la méthode de somme produit pour construire chaque règle, et la méthode de centre de graviter pour avoir la sortie.

**Tab V-4.** Description de l'ensemble de défauts [Sye-00]

	Type	Classification
	F1	Pas de défaut
<b>Couronne</b>	F2	Décharge partielle de faible énergie
	F3	Décharge partielle de haute énergie
<b>Défaut thermique</b>	F4	Défaut thermique de basse température T<150°C
	F5	Défaut thermique de basse température 150<T<300°C
	F6	Défaut thermique de moyenne température 300<T<700°C
	F7	Défaut thermique de haute température T>700°C
<b>Arc</b>	F8	Décharge électrique de faible énergie
	F9	Décharge électrique de énergie élevée

**Tab.V.5** Tableau d'inférences

$\mu(r_1)$	0			1			2		
$\mu(r_2)$	0	1	2	0	1	2	0	1	2
$\mu(r_3)$									
0	<b>F1</b>	<b>F2</b>	<b>F5</b>		<b>F3</b>				
1	<b>F4</b>		<b>F6</b>	<b>F8</b>			<b>F8</b>		
2			<b>F7</b>	<b>F9</b>	<b>F8</b>		<b>F8</b>		

Par exemple : Si  $r_1 = \frac{C_2H_2}{C_2H_4}$  appartient au code 0 ET  $r_2 = \frac{CH_4}{H_2}$  appartient au code 2 ET  $r_3 = \frac{C_2H_4}{C_2H_6}$  appartient au code 0, ALORS on a la sortie F5 qui indique Défaut thermique de basse température 150<T<300°C.

**c) Résultats et discussions**

**-base de données**

Pour démontrer les possibilités du diagnostic de défauts par la méthode de la logique floue quarante (40) résultats de DGA d'une gamme de transformateurs pris comme échantillons ont été examinés.

Tab.V-6 : Résultats de la méthode CEI utilisant la matrice d'inférence

échantillon	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<b>Evaluation</b>	<b>Bon</b>	<b>pas bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>
<b>Défaut réel</b>	<b>OH</b>	<b>PD</b>	<b>ARC</b>	<b>OH</b>	<b>OH</b>	<b>OH</b>	<b>OH</b>	<b>OH</b>	<b>OH</b>	<b>ARC</b>
$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	0,08	4,02	1,66	0,02	0,05	0,00	0,02	0,01	0,01	2,26
$\frac{CH_4}{H_2}$	5,44	0,23	0,18	6,03	3,87	41,00	3,09	1,43	2,69	0,30
$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	5,27	16,60	3,13	8,61	6,95	5,08	7,45	10,02	8,63	10,82
Y1	1.1000	1.0500	0.9387	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000	1.100
Y2	1.1000	0.3500	0.7175	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000	0.5500
Y3	0.600	0.3000	1.2850	0.6000	0.6000	0.6000	0.6000	0.6000	0.6000	1.1000
Y4	1.9500	0.3500	0.5013	1.9500	1.9500	1.9500	1.9500	1.9500	1.9500	0.3500
Y5	<b>2.1000</b>	0.3000	0.2100	<b>2.1000</b>	<b>2.1000</b>	<b>2.1000</b>	<b>2.1000</b>	<b>2.1000</b>	<b>2.1000</b>	0.2000
Y6	<b>2.1000</b>	0.4500	0.4213	<b>2.1000</b>	<b>2.1000</b>	<b>2.1000</b>	<b>2.1000</b>	<b>2.1000</b>	<b>2.1000</b>	0.3000
Y7	2.000	0.6000	0.4700	2.0000	2.0000	2.0000	2.0000	2.000	2.000	0.5000
Y8	1.2500	2.8000	2.4387	1.2500	1.2500	1.2500	1.2500	1.2500	1.2500	2.7500
Y9	1.0500	<b>2.9000</b>	<b>2.5800</b>	1.0500	1.0500	1.0500	1.0500	1.0500	1.0500	<b>2.9000</b>
<b>échantillon</b>	<b>11</b>	<b>12</b>	<b>13</b>	<b>14</b>	<b>15</b>	<b>16</b>	<b>17</b>	<b>18</b>	<b>19</b>	<b>20</b>
<b>Evaluation</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>bon</b>	<b>bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>
<b>Défaut réel</b>	<b>OH</b>	<b>OH</b>	<b>DP</b>	<b>ARC</b>	<b>OH&lt; 150°</b>	<b>OH 150-300</b>	<b>OH 300-700</b>	<b>OH &gt; 700</b>	<b>ARC</b>	<b>OH 300-700</b>
$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	0,02	0,02	0,00	1,14	0,00	0,00	0,00	0,01	7,42	0,00
$\frac{CH_4}{H_2}$	2,39	2,40	0,07	0,32	0,81	1,45	3,33	1,55	0,54	2,20
$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	7,17	6,70	0,21	1,87	2,91	0,68	1,50	23,33	8,60	2,63
Y1	1.1000	1.1000	1.8500	1.1500	1.0863	1.9500	1.1500	1.1000	1.0500	1.1500
Y2	1.1000	1.1000	<b>2.5500</b>	0.6500	1.1225	1.8500	1.2000	1.1000	0.3500	1.2000
Y3	0.6000	0.6000	2.0000	1.3000	0.6450	1.3500	0.8000	0.6000	0.3000	0.8000
Y4	1.9500	1.9500	1.2000	1.1000	1.6938	1.9000	2.7000	1.9500	0.3500	2.7000
Y5	<b>2.1000</b>	<b>2.1000</b>	2.1000	0.2000	1.2000	<b>2.9500</b>	2.1000	<b>2.1000</b>	0.3000	2.1000
Y6	<b>2.1000</b>	<b>2.1000</b>	1.3000	1.0500	<b>1.7938</b>	2.2000	<b>2.8500</b>	<b>2.1000</b>	0.4500	<b>2.8500</b>
Y7	2.0000	2.0000	1.0500	0.5000	1.3000	1.9000	2.0000	2.0000	0.6000	2.0000
Y8	1.2500	1.2500	0.3000	2.0000	1.4563	0.4500	0.5000	1.2500	2.8000	0.5000
Y9	1.0500	1.0500	0.1500	<b>2.1000</b>	1.3700	0.1500	0.2500	1.0500	<b>2.9000</b>	0.2500
<b>échantillon</b>	<b>21</b>	<b>22</b>	<b>23</b>	<b>24</b>	<b>25</b>	<b>26</b>	<b>27</b>	<b>28</b>	<b>29</b>	<b>30</b>
<b>Evaluation</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Pas bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Pas Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>
<b>Défaut réel</b>	<b>DP</b>	<b>ARC</b>	<b>OH</b>	<b>OH</b>	<b>DP</b>	<b>ARC</b>	<b>OH</b>	<b>ARC</b>	<b>OH</b>	<b>ARC</b>
$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	1,00	1,98	0,00	0,00	0,17	0,26	0,00	1,00	0,00	1,12
$\frac{CH_4}{H_2}$	0,06	0,43	1,28	1,16	0,14	1,63	3,50	0,12	0,81	0,24
$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	0,33	18,56	3,73	0,31	0,72	2,00	2,96	1,00	2,91	8,36
Y1	1.1000	1.1000	1.1375	2.2125	1.4400	0.4000	1.1300	1.0033	1.5863	1.1000
Y2	2.0500	0.5500	1.0975	1.8325	1.7500	0.7000	1.1600	1.6833	1.1225	0.5500
Y3	<b>2.6000</b>	1.1000	0.5950	1.3150	<b>2.3000</b>	1.4000	0.7200	<b>2.2667</b>	0.6450	1.1000
Y4	0.4000	0.3500	1.9100	1.6200	0.3600	<b>1.9000</b>	2.4000	0.6467	1.6938	0.3500
Y5	1.1000	0.2000	2.0550	<b>2.6350</b>	1.0800	1.1000	2.1000	0.8067	1.2000	0.2000
Y6	0.3500	0.3000	<b>2.0575</b>	1.9025	0.3700	<b>1.9000</b>	<b>2.5500</b>	0.5767	<b>1.7938</b>	0.3000
Y7	0.2500	0.5000	1.9650	1.6550	0.3100	1.2000	2.0000	0.3133	1.3000	0.5000
Y8	1.0500	2.7500	1.2875	0.7125	1.4100	1.2500	0.8000	1.2467	1.4563	2.7500
Y9	1.1000	<b>2.9000</b>	1.0950	0.4650	1.4600	1.2000	0.5700	1.3133	1.3700	<b>2.9000</b>

échantillon	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
Evaluation	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon
Défaut réel	OH	ARC	OH	OH	OH	OH	PD	OH	OH	PD
$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	0,00	0,18	0,03	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00
$\frac{CH_4}{H_2}$	3,29	0,40	2,57	6,36	5,24	2,82	0,08	434000,00	3,05	0,06
$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	4,56	11,00	6,80	5,62	2,01	4,09	0,59	1,71	5,09	1,38
Y1	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000	1.1500	1.1000	1.8500	1.1300	1.1000	1.0500
Y2	1.1000	0.5500	1.1000	1.1000	1.2000	1.1000	<b>2.5500</b>	1.1600	1.1000	1.9000
Y3	0.6000	1.1000	0.6000	0.6000	0.8000	0.6000	2.0000	0.7200	0.6000	<b>2.0000</b>
Y4	1.9500	0.3500	1.9500	1.9500	2.7000	1.9500	1.2000	2.4000	1.9500	1.4500
Y5	<b>2.1000</b>	0.2000	<b>2.1000</b>	<b>2.1000</b>	2.1000	<b>2.1000</b>	2.1000	2.1000	<b>2.1000</b>	1.2500
Y6	<b>2.1000</b>	0.3000	<b>2.1000</b>	<b>2.1000</b>	<b>2.8500</b>	<b>2.1000</b>	1.3000	<b>2.8000</b>	<b>2.1000</b>	1.5500
Y7	2.0000	0.5000	2.0000	2.0000	2.0000	2.0000	1.0500	2.0000	2.0000	1.1500
Y8	1.2500	2.7500	1.2500	1.2500	0.5000	1.2500	0.3000	0.8000	1.2500	0.3500
Y9	1.0500	<b>2.9000</b>	1.0500	1.0500	0.2500	1.0500	0.1500	0.5700	1.0500	0.2500

- Le réseau a fait un diagnostic correct de 37 cas parmi les 40 échantillons et donne une exactitude de 92.5 %

Tab.V-7 : résultats de programme par la méthode CEI en utilisant le système flou Mamdani avec la technique de Som-prod

Sortie	$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	$\frac{CH_4}{H_2}$	$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	Combinaison des Codes			Défaut réel	Evaluation
<b>0.68</b>	0.08	5.44	5.27	0	2	2	OH	bon
<b>0.28</b>	4.02	0.23	16.60	2	0	2	PD	pas bon
<b>0.32</b>	1.66	0.18	3.13	1	0	2	AD	bon
<b>0.68</b>	0.02	6.03	8.61	0	2	2	OH	bon
<b>0.68</b>	0.05	3.87	6.95	0	2	2	OH	bon
<b>0.68</b>	0.00	41.00	5.08	0	2	2	OH	bon
<b>0.68</b>	0.02	3.09	7.45	0	2	2	OH	bon
<b>0.68</b>	0.01	1.43	10.02	0	2	2	OH	bon
<b>0.68</b>	0.01	2.69	8.63	0	2	2	OH	bon
<b>0.32</b>	2.26	0.30	10.82	1	0	2	AD	bon
<b>0.68</b>	0.02	2.39	7.17	0	2	2	OH	bon
<b>0.68</b>	0.02	2.40	6.70	0	2	2	OH	bon
<b>0.12</b>	0.00	0.07	0.21	0	1	0	PD	bon
<b>0.28</b>	1.14	0.32	1.87	1	0	1	AD	bon
<b>0.44</b>	0.00	0.81	2.91	0	0	1	OH<150 °C	bon
<b>0.52</b>	0.00	1.45	0.68	0	2	0	OH150-300 °C	bon
<b>0.60</b>	0.00	3.33	1.50	0	2	1	OH300-700 °C	bon
<b>0.68</b>	0.01	1.55	23.33	0	2	2	OH>700°C	bon
<b>0.28</b>	7.42	0.54	8.60	2	0	2	AD	bon
<b>0.60</b>	0.00	2.20	2.63	0	2	2	OH300-700 °C	bon
<b>0.20</b>	1.00	0.06	0.33	1	1	0	PD haute énergie	bon
<b>31.00</b>	1.98	0.43	18.56	1	0	2	AD	bon
<b>0.68</b>	0.00	1.28	3.73	0	2	2	OH	bon
<b>0.33</b>	0.00	1.16	0.31	0	2	0	OH150-300 °C	pas bon
<b>0.20</b>	0.17	0.14	0.72	1	0	0	PD	bon

.../...

0.52	0.26	1.63	2.00	1	2	1	ARC	pas bon
0.64	0.00	3.50	2.96	0	2	1	OH	bon
0.32	1.00	0.12	1.00	1	0	1	AD	bon
0.44	0.00	0.81	2.91	0	0	1	OH	bon
0.32	1.12	0.24	8.36	1	0	2	AD	bon
0.68	0.00	3.29	4.56	0	2	2	OH	bon
0.32	0.18	0.40	11.00	1	0	2	AD	bon
0.68	0.03	2.57	6.80	0	2	2	OH	bon
0.68	0.00	6.36	5.62	0	2	2	OH	bon
0.60	0.00	5.24	2.01	0	2	1	OH	bon
0.68	0.00	2.82	4.09	0	2	2	OH	bon
0.12	0.00	0.08	0.59	0	1	0	PD	bon
0.60	0.00	434000	1.71	0	2	1	OH	bon
0.68	0.01	3.05	5.09	0	2	2	OH	bon
0.52	0.00	0.06	1.38	0	1	1	PD	pas bon

Rappelons que les sorties correspondants à chaque défaut sont classé dans les intervalles suivants

Type de défaut ( sorties )	Intervalles de fonctions de sortie
F1	[0 0.08]
F2	[0.08 0.16]
F3	[0.16 0.24]
F4	[0.24 0.32]
F5	[0.32 0.4]
F6	[0.4 0.48]
F7	[0.48 0.56]
F8	[0.557 0.637]
F9	[0.64 0.72]

✚ de ce la Le système flou a fait un diagnostic correct de 36cas parmi les 40 et donne une fiabilité de 90% par la méthode d'CEI

### V.2.3 diagnostic par la méthode de Rogers

Selon la méthode de Rogers, les quatre rapports des gaz  $\frac{C H_4}{H_2}$  ;  $\frac{C_2H_6}{CH_4}$  ;  $\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$  ,  $\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$

peuvent être codés en tant que 0, 1,2 et 5 pour différentes gammes de rapports. Comme il est montré au Tableau V-10

Tableau V.8 : Codes pour les rations de Rogers [Dig-04]

Rapport des gaz	Intervalles	Codes
$\frac{C H_4}{H_2}$	≤ 0.1	5
	>0.1<1	0
	≥1 < 3	1
	≥3	2
$\frac{C_2H_6}{CH_4}$	<1	0
	≥1	1
$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	<1	0
	≥1<3	1
	≥3	2
$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	<0.5	0
	≥0.5<3	1
	≥3	2

**a) Codes flous de la méthode de Rogers**

Les quatre rapports  $\frac{C H_4}{H_2}$  ;  $\frac{C_2H_6}{CH_4}$  ;  $\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$  ,  $\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$  peuvent être codés en tant que 0, 1,2 et 5 pour différentes gammes de rapports.

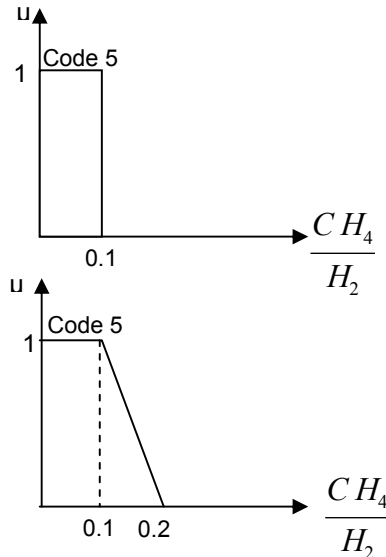


Fig.V.7 Exemple comparatif entre code5 binaire de Rogers

Et le code flou pour le rapport  $\frac{C H_4}{H_2}$

Dans la méthode de diagnostic flou, les codes de Rogers 0, 1,2 et 5 sont reconstruits comme des ensembles flous ZERO, UN et DEUX. Et CINQ, Chaque rapport de gaz peut être représenté comme vecteur flou

$$[\mu_{ZERO}(r), \mu_{UN}(r), \mu_{DEUX}(r), \mu_{CINQ}(r)]$$

Où  $\mu_{zéro}(r)$ ,  $\mu_{UN}(r)$ ,  $\mu_{DEUX}(r)$  et  $\mu_{CINQ}(r)$  sont les fonctions d'appartenance de codes flous (zéro, un, deux, cinq) respectivement.

**b) Règles d'inférences**

Chaque défaut correspond a une combinaison de codes bien déterminée.

Le Tableau V-11 est réarrangé pour donner un rapport clair entre la gamme de chaque rapport de gaz et son code de Rogers correspondant

Nous avons utilisé la méthode de somme produit pour construire chaque règle, et la méthode de centre de gravité pour avoir la sortie.

**Tab V-9.** Défauts correspondant aux différents codes de Rogers [Dig-04]

N°	Code				Interprétation	Intervalle de fonctions d'appartenance de sorties
1	0	0	0	0	Normale	(0.5, 1.5)
2	5	0	0	0	Décharge partielle (PD) à faible énergie	(1.5, 2.5)
3	1 ou 2	0	0	0	Surchauffement léger < 150°C	(2.5, 3.5)
4	1 ou 2	1	0	0	Surchauffement léger 150-200°C	(3.5, 4.5)
5	0	1	0	0	Surchauffement léger 200-300°C	(4.5, 5.5)
6	0	0	1	0	Surchauffement au conducteur	(5.5, 6.4)
7	1	0	1	0	Circulation de courant dans les enroulements, échauffement	(6.3, 7.5)
8	1	0	2	0	Circulation de courant dans le noyau et le réservoir, échauffement	(7.5, 8.6)
9	0	0	0	1	L'arc sans aucune puissance (ARC)	(8.4, 9.7)
10	0	0	1 ou 2	1 ou 2	L'arc suivi par une puissance (ARC)	(9.4, 10.6)
11	0	0	2	2	Etincellement continu	(10.4, 11.6)
12	5	0	0	1.2	Décharge partielle (PD) à grande énergie	(11.5., 12.5)

**Tab.V.10** Tableau d'inférences pour la méthode de Rogers

	$\mu(r_1)$	0		1		2		5	
	$\mu(r_2)$	0	1	0	1	0	1	0	1
$\mu(r_4)$	$\mu(r_3)$								
0	0	1	5	3	4	3	4	2	
	1	6		7					
	2			8					
1	0	9						12	
	1	10							
	2	10							
2	0							12	
	1	10							
	2	10, 11							

Selon le tableau V-10, des défauts de transformateur peuvent être identifiés par les codes de Rogers. Comme exemple

si  $r_1 = \frac{C H_4}{H_2}$  appartient au code 5 ET  $r_2 = \frac{C_2 H_6}{CH_4}$  appartient au Code 0 ET

$r_3 = \frac{C_2 H_4}{C_2 H_6}$  appartient au Code 0 ET  $r_4 = \frac{C_2 H_2}{C_2 H_4}$  appartient au Code 2 Alors on a la sortie 12 qui indique une décharge partielle.

**c) Résultats et discussions**

**-base de données**

Pour montrer les performances du diagnostic par la méthode de la logique floue en utilisant la méthode de Rogers, quarante (40) échantillons de DGA d'une gamme de transformateurs ont été examinés.

**Tab.V-11 : résultats par la méthode de Roger utilisant le système flou Mamdani**

N°	$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	$\frac{CH_4}{H_2}$	$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$					Défaut réel	Sorties	Evaluation
1	5.438	0.862	5.267	0.076	2	0	2	0	Echauffement	6.5	bon
2	0.229	0.081	16.600	4.020	0	0	2	2	PD	10.5	Pas bon
3	0.179	0.395	3.133	1.660	0	0	2	1	ARC	10	Bon
4	6.033	0.220	8.607	0.019	2	0	2	0	Echauffement	6.5	Bon
5	3.869	0.282	6.949	0.048	2	0	2	0	Echauffement	6.6	Bon
6	40.998	0.419	5.075	0.004	1	0	2	0	Echauffement	6.5	Bon
7	3.090	0.228	7.448	0.021	2	0	2	0	Echauffement	8	Bon
8	1.427	0.287	10.021	0.015	1	0	2	0	Echauffement	8	Pas Bon
9	2.693	0.390	8.625	0.013	1	0	2	0	Echauffement	8	Bon
10	0.296	0.151	10.821	2.262	0	0	2	1	ARC	10	Bon
11	2.394	0.380	7.167	0.023	1	0	2	0	Echauffement	8	Bon
12	2.400	0.465	6.701	0.020	1	0	2	0	Echauffement	8	Bon
13	0.074	0.795	0.207	0.000	5	0	0	0	PD	2	Bon
14	0.325	0.246	1.873	1.142	0	0	1	1	ARC	10	Bon
15	0.813	0.254	2.909	0.000	0	0	1	0	Echauffement	6.5	Bon
16	1.448	0.156	0.683	0.000	1	0	0	0	Echauffement	3	Bon
17	3.333	0.467	1.500	0.003	2	0	1	0	Echauffement	6.5	Bon
18	1.545	0.124	23.333	0.014	1	0	2	0	Echauffement	8	Bon
19	0.542	0.385	8.600	7.419	0	0	2	2	ARC	10.5	Bon
20	2.195	0.562	2.628	0.001	2	0	1	0	Echauffement	7	Bon
21	0.063	0.300	0.333	1.000	5	0	0	1	DP	12	Bon
22	0.429	0.087	18.561	1.984	0	0	2	1	ARC	10	Bon
23	1.284	0.463	3.727	0.000	1	0	2	0	Echauffement	8	Bon
24	1.158	1.455	0.313	0.000	1	1	0	0	Echauffement	4	Bon
25	0.142	1.882	0.719	0.174	0	1	0	0	PD	5	pas bon
26	1.633	0.367	2.000	0.264	1	0	1	0	Echauffement	7	bon
27	3.500	0.357	2.960	0.001	2	0	1	0	Echauffement	6.5	bon
28	0.120	0.033	1.000	1.000	0	0	1	1	ARC	10.4	Pas bon
29	0.813	0.254	2.909	0.000	0	0	1	0	Echauffement	6.85	bon
30	0.240	0.292	8.357	1.120	0	0	2	1	ARC	10	bon
31	3.293	0.276	4.561	0.003	2	0	2	0	Echauffement	6.5	bon
32	0.400	0.750	11.000	0.182	0	0	2	0	ARC	6.5	pas bon
33	2.571	0.377	6.800	0.034	1	0	2	0	Echauffement	8	bon
34	6.357	0.147	5.620	0.002	2	0	2	0	Echauffement	6.5	bon
35	5.236	0.332	2.008	0.002	2	0	1	0	Echauffement	6.5	bon
36	2.817	0.296	4.090	0.005	1	0	2	0	Echauffement	8	bon
37	0.082	0.642	0.588	0.000	5	0	0	0	PD	2	bon
38	434000	0.521	1.712	0.000	2	0	1	0	Echauffement	6.5	bon
39	3.051	0.258	5.087	0.009	2	0	2	0	Echauffement	3	bon
40	0.059	0.366	1.382	0.000	5	0	1	0	PD	6.5	pas bon

✚ Le système flou a fait un diagnostic correct de 34 cas parmi les 40 et donne une exactitude de 85 %

✚ **Remarque :** Au cours du diagnostic par la méthode de Rogers nous avons considéré que les courants dans l'enroulement et les courants dans le noyau sont équivalents à un échauffement

### V.3. Conclusion

Les résultats montrent l'excellent accord avec les défauts réels sur les transformateurs, une amélioration claire par rapport au diagnostic par les réseaux de neurones, a été obtenue par le diagnostic utilisant les trois méthodes. Les deux méthodes d'ECRA et de Roger ont marqué respectivement un élan dans l'exactitude de diagnostic on utilisant la logique floue (de 85% par réseaux de neurones pour la méthode d'ECRA à 90 % par la logique floue et de 72.5% par réseaux de neurone pour la méthode de Rogers à 85 % par la logique floue).

Cette amélioration dans la fiabilité du système floue a touché aussi les résultats de diagnostic par la méthode d'CEI, de 90 % par réseaux de neurones à 92.5 % par la logique floue utilisant la méthode de matrice d'inférence. Tandis que la fiabilité reste constante en utilisant le système flou Mamdani avec la technique de somme produit.

Il devrait être mentionné que les systèmes intelligents appliqués dans le diagnostic pour les différentes méthodes proposées ont été conçus dans l'environnement MATLAB.



### **Références bibliographiques**

- [Duk-93];** James J. Dukarm, « *Transformer Oil Diagnosis using Fuzzy Logic and Neural Network* »; CCECE/CCCEI 93; Article IEEE-93
- [Duk-98];** Dr. James J. Dukarm, « *Dissolved Gas Analysis Using Fuzzy Logic* », Delta-X Research, Victoria BC Canada, October 198.
- [HU-03];** W.P. Hu, X.G. Yin, Zhang and D.S. Chen Huazhong, « *Fault diagnosis of transformer insulation based on compensated fuzzy neural network* », 2003 Annual Report Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena, University of Science and Technology, Wuhan 430074, China
- [Sen-00];** Q. Su Senior, C. Mi, Li. L. Lai sensor, and P. Austin, « *A Fuzzy Dissolved Gas Analysis Method for the Diagnosis of Multiple Incipient Faults in a Transformer* », IEEE transactions on power systems, vol. 15, no. 2, may 2000
- [Su-00];** Q. Su Senior, MIE Aust and « *A fuzzy logic tool for transformer fault diagnosis* », IEEE, and CIGRE API 1 and AP2 1 Monash University, Australia, 2000
- [Sye-00];** Syed Mofizul Islam; Tony Wu and Gerard Ledwic, « *A Novel Fuzzy Logic Approach to Transformer Fault Diagnosis* », Article IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, April 2000.
- [Yan-96];** Yann-Chang Huang; Hong-Tzer Yang, Ching Lien Huang, « *Design of robust transformer fault diagnosis system using evolutionary fuzzy logic* », Article IEEE 96.
- [Yan-97];** Yann-Chang Huang; Hong-Tzer Yang, Ching Lien Huang , « *Developing a new transformer fault diagnosis system through evolutionary fuzzy logic* »; Article IEEE 97.

## IV- Application des RNA au diagnostic par analyse des gaz dissous

### IV.1 Introduction

Après avoir présenté les différents types de diagnostic en utilisant la méthode d'analyse des gaz dissous, nous présentons dans le présent chapitre l'application des réseaux de neurones dans ce type de diagnostic.

Dans toutes les applications utilisant différent critère de diagnostic, nous allons utiliser l'algorithme de Levenberg Marquardt (LM) dans toutes les applications de réseaux de neurones et qui a donné de bons résultats et prouve son aptitude de convergence par rapport aux autres méthodes présentées dans le chapitre 1.

### IV.2 Diagnostic utilisant le Critère d'ECRA :

La base de données est présentée comme suit :

Le vecteur d'entrées  $X=[X_1, X_2, X_3, X_4, X_5]$  et le vecteur de sortie (désirée) présenté comme  $Y=[Y_1...Y_{13}]$ . Les vecteurs sont définis comme suit :

$X=[H_2, CH_4, C_2H_6, C_2H_4, C_2H_2]$  (gaz principaux dissous dans l'huile)

$Y=[Mod_1...Mod_{13}]$  qui définit les treize (13) modèles présentés par le critère d'ECRA et qui sont équivalents à des défauts bien déterminés. (Tab I.7).

Y sera introduit sous forme d'une matrice unitaire diagonale qui indique la probabilité d'existence de chaque modèle définie par le critère d'ECRA

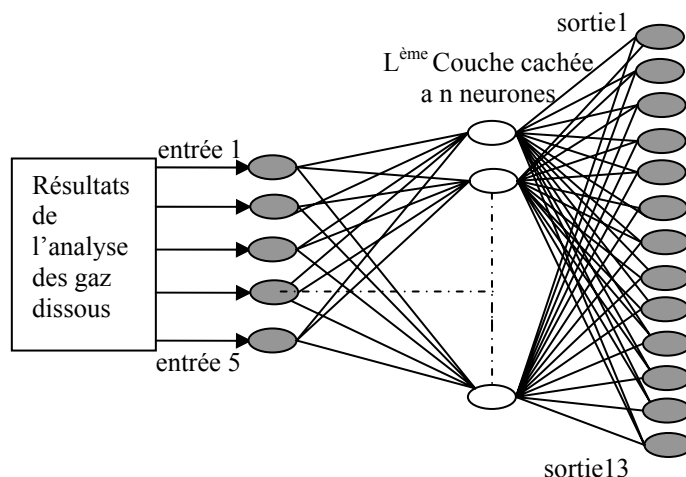


Fig.IV.1. Schéma général du réseau multicouche utilisé dans le critère d'ECRA

Dans la figure IV.1 la couche d'entrée est composée de 5 neurones, la (les) couche(s) cachée(s) contiennent un nombre variable de neurones, et la sortie a 13 neurones. La sortie produit des nombres réels entre 0 et 1 indiquant la probabilité d'appartenance de l'échantillon à chacun des 13 modèles.

Par exemple

$Y=[1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0]$  indique que l'échantillon subit une décharge partielle ou une décharge par arc (modèle A).

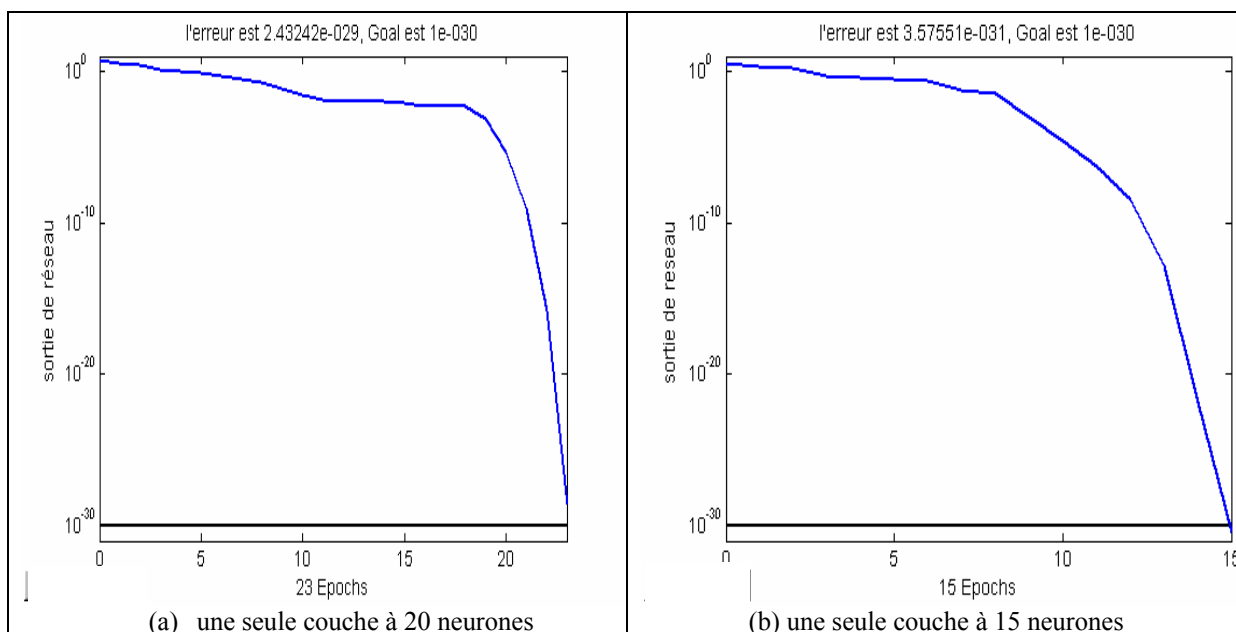
$Y=[0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0]$  indique que l'échantillon a subi un échauffement

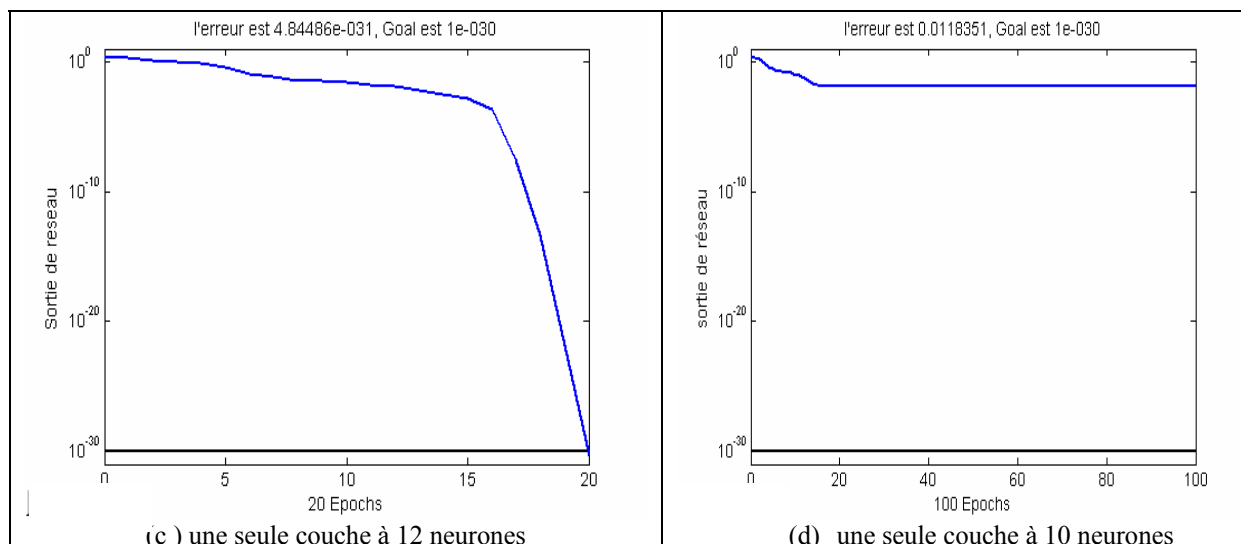
Avant de commencer à présenter les décisions données par le réseau utilisé, nous présentons la base de données d'apprentissage (Tab IV.1), où les valeurs attribuées à chaque gaz représentent le pourcentage de sa concentration par rapport au gaz le plus dominant.

Tab IV.1 : Diagnostic par la méthode ECRA dans la phase d'apprentissage utilisant L.M

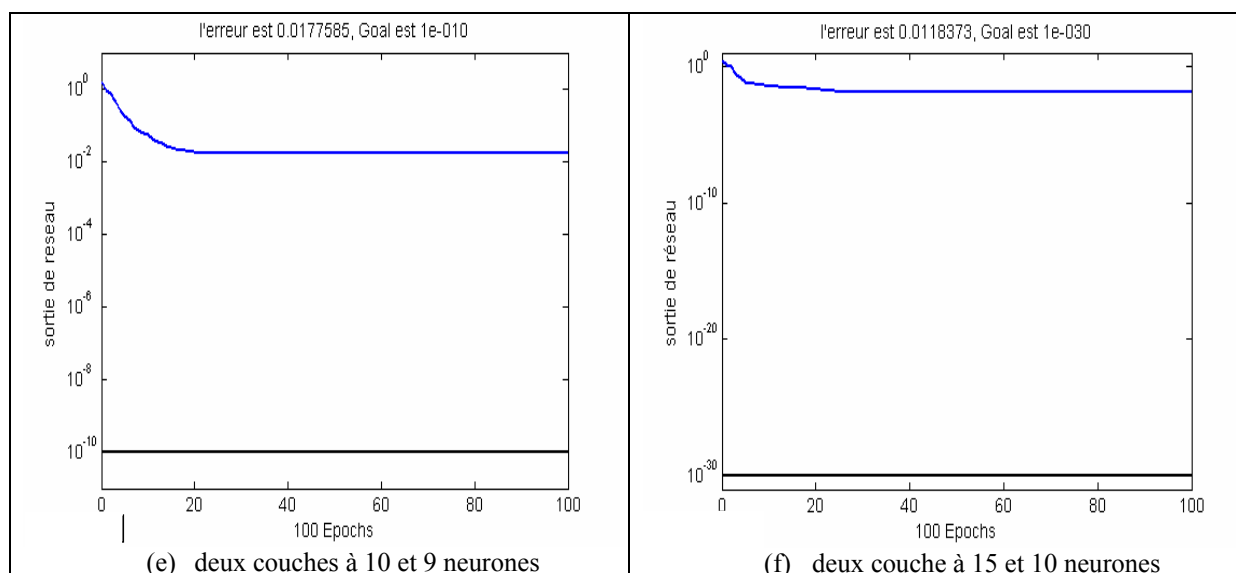
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
H <sub>2</sub>	100	100	100	100	50	10	85	55	40	5	5	90	75
CH <sub>4</sub>	30	0	50	20	100	100	100	100	60	30	30	95	20
C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	10	0	10	0	35	15	5	30	20	5	50	15	10
C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	20	0	65	40	55	50	90	15	100	100	100	100	20
C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	30	0	40	75	0	5	50	0	0	0	0	40	100
Y <sub>1</sub>	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Y <sub>2</sub>	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Y <sub>3</sub>	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Y <sub>4</sub>	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Y <sub>5</sub>	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Y <sub>6</sub>	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
Y <sub>7</sub>	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
Y <sub>8</sub>	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
Y <sub>9</sub>	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
Y <sub>10</sub>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Y <sub>11</sub>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
Y <sub>12</sub>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
Y <sub>13</sub>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

Pour le réseau appliqué, nous avons utilisé deux réseaux LM à une et deux couches, et pour chacune de ces couches nous avons changé le nombre de neurones. Pour la base d'apprentissage nous avons utilisé une base tirée de standards d'IEEE. [Kam-97,Sye-00, Q.Su-00, Gua-01, Son-02]





**Fig.IV.2.** Erreur de l'apprentissage en utilisant la méthode LM à 1 couche cachée



**Fig.IV.3.** Erreur de l'apprentissage en utilisant la méthode LM à 2 couches cachées

D'après les figures IV.2, IV.3 nous constatons que le réseau à une couche cachée, converge rapidement et avec une plus grande précision que celui à deux couches cachées ce dernier montre dans notre cas qu'il est un réseau très lent.

En plus en examinant la figure IV.2 (a-d), nous trouvons que le réseau à une couche cachée avec 15 neurones converge plus rapidement que pour les autres réseaux, nous avons essayé des réseaux à une couche cachée avec  $n$  supérieur à 20 et  $n$  inférieur à 12 (figure IV.2(d)), mais aucun d'eux n'a donner une précision meilleures ou un temps d'entraînement plus rapide. Donc nous allons adapter le réseau à une couche cachée avec 15 neurones pour faire le diagnostic en utilisant la méthode ECRA.

### IV.2.1 Résultats et évaluation

40 échantillons ont été testés par le réseau L.M. choisi, et nous avons obtenu les résultats suivants

Tab IV.2 : Diagnostic dans la phase de test utilisant L.M par la méthode ECRA

échantillon	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Evaluation	Bon	pas bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon
Défaut réel	OH	PD	ARC	OH	OH	OH	OH	OH	OH	ARC
H2	4,05	81,22	100,00	8,75	13,20	1,15	19,05	24,32	11,03	91,10
CH4	22,03	18,58	17,92	52,79	51,06	47,04	58,86	34,72	29,71	26,99
C2H6	18,99	1,50	7,08	11,62	14,39	19,70	13,43	9,98	11,59	4,08
C2H4	100,00	24,88	22,17	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	44,20
C2H2	7,59	100,00	36,79	1,95	4,77	0,43	2,11	1,46	1,29	100,00
YA	0.6251-	0.0767-	<b>1.3046</b>	0.0922	0.2731-	0.4027-	0.0498	0.5061-	0.4718-	0.4668-
YB	0.0832-	0.1827	0.2403	0.1047	0.0997	0.2375	0.0007	0.2179	0.1764	0.1363
YC	0.0066-	0.1565	0.7033-	0.2318-	0.1005-	0.2200-	0.2686-	0.7061	0.1043	0.3619
YD	0.1959	0.2011	0.4530	0.0829	0.1254	0.1133	0.0918	0.0889-	0.0065	0.3702
YE	0.3050-	0.3192	0.3037	0.2081-	0.1457-	0.3876-	0.0934-	0.6397-	0.0109-	0.3248
YF	0.2029	0.1444-	0.1022-	0.3470	0.2698	0.3933	0.3705	0.1585	0.0092	0.1521-
YG	0.2030-	0.4550	0.2311-	0.3651-	0.2632-	0.5022-	0.2903-	0.1180	0.0055	0.1565
YH	0.4530	0.1603-	0.3395-	0.0960	0.1109	0.3479	0.0302-	0.0706	0.1651	0.1296-
YI	0.4551	0.5869-	0.5289	0.1148	0.1847	0.2582	0.1242	<b>1.1719</b>	0.2093	0.5410-
YJ	<b>0.5749</b>	0.1584	0.4273-	<b>0.6266</b>	<b>0.5467</b>	<b>0.4401</b>	<b>0.6153</b>	0.0414-	<b>0.7402</b>	0.2026
YK	0.1442	0.2225-	0.2200	0.2247-	0.1642-	0.0094-	0.4071-	0.4180	0.0644-	0.1855-
YL	0.4155-	0.3516-	0.2158	0.2834	0.0300	0.1171-	0.5620	0.5727-	0.4269-	0.0360
YM	0.1931-	<b>1.1266</b>	0.1201-	0.1181	0.0863	0.0675	0.1436	0.0018-	0.0710	<b>1.0325</b>

échantillon	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Evaluation	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	bon	bon	Bon	bon	Pas Bon
Défaut réel	OH	OH	DP	ARC	OH< 150°	OH 150-300	OH 300-700	OH > 700	AD	OH 300-700
H2	15,35	13,36	100,00	100,00	100,00	0,01	30,00	22,45	7,52	30,86
CH4	36,74	32,07	7,45	32,46	81,25	0,01	100,00	34,69	4,08	67,75
C2H6	13,95	14,92	5,92	7,97	20,63	0,00	46,67	4,29	1,57	38,05
C2H4	100,00	100,00	1,22	14,93	60,00	0,00	70,00	100,00	13,48	100
C2H2	2,33	2,00	0,00	17,04	0,00	0,00	0,22	1,43	100	0,12
YA	0.4310-	0.6030-	0.0873-	0.2166	1.4541-	0.5222-	0.0862-	0.7558-	<b>1.3086</b>	0.5343-
YB	0.1581	0.2022	0.5920	0.1707	0.9955	0.0108	0.0796-	0.2415	0.1075	<b>0.6047</b>
YC	0.0729	0.1096	<b>0.6403</b>	<b>0.6139</b>	0.4124	0.1176-	0.1017	0.2163-	0.9163-	0.4997
YD	0.0290	0.0296	0.3383-	0.2471-	0.4342-	0.3486	0.1204-	0.3243	1.0073-	0.0866
YE	0.0110-	0.0631-	0.3129-	0.3487-	1.1327-	0.1374-	0.0522	0.5899-	0.3728-	0.4364
YF	0.0821	0.0681	0.1200	0.3081	<b>1.0331</b>	<b>1.1671</b>	0.0573	0.1802-	0.7322-	0.4313
YG	0.0439-	0.0423-	0.5401	0.4260	0.5525-	0.9675-	0.1018	0.3225	0.7146	0.3489-
YH	0.1211	0.2263	0.0586-	0.0887-	1.2300	0.9364	0.0805	<b>0.8717</b>	0.3909	0.6200-
YI	0.2341	0.3036	0.8987-	0.7840-	0.2971	0.5721	0.1219	2.0080	1.5337	0.1942
YJ	<b>0.6386</b>	<b>0.6183</b>	0.2555	0.1083	0.1777-	0.4868-	0.0624	0.4875-	0.1654-	0.6593-
YK	0.1335-	0.0905-	0.2427	0.1201	1.4699-	1.2074-	<b>0.8353</b>	0.1531	1.7904	0.2754
YL	0.3245-	0.4827-	0.0145	0.2573	0.8156	2.0093	0.2162-	0.1242	2.0614-	0.0941
YM	0.0968	0.0800	0.3133-	0.3472-	0.6493	0.0059	0.0291-	0.2176-	0.5538	0.3988

échantillon	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
Evaluation	Bon	Pas Bon	Bon	Bon	Bon	Pas Bon	Pas bon	Bon	bon	Bon
Défaut réel	DP	ARC	OH	OH 150-300	DP	ARC	OH	ARC	OH	ARC
H2	100	72.89	45,12	59,38	100,00	61,22	27,03	100,00	100	100
CH4	6.25	31.28	57,93	68,75	14,17	100,00	94,59	12,00	81,25	24
C2H6	1,88	2.72	26,83	100,00	26,67	36,73	33,78	0,40	20,625	7
C2H4	0,63	50.41	100	31,25	19,17	73,47	100,00	0,40	60	58,5
C2H2	0,63	100.00	0	0,00	3,33	19,39	0,14	0,40	0	65,5
YA	0.3993-	0.0230-	0.1823-	1.3937-	0.1784-	0.6918-	0.4563-	0.8970-	1.4516-	0.2324-
YB	<b>0.7310</b>	0.2804-	0.0167-	1.1542-	<b>0.8108</b>	0.2596-	<b>0.8669</b>	<b>0.7943</b>	0.9946	0.0466
YC	0.5673	0.1627	0.1149-	0.2506	0.1951	0.6359	0.3369	0.6014	0.4128	0.1053
YD	0.2064-	0.1395	0.0711	0.2291	0.8337-	0.3927	0.1901	0.1873-	0.4348-	<b>0.8483</b>
YE	0.3160-	0.3266	0.5199	0.9560-	0.7281-	<b>0.7387</b>	0.4010	0.5595-	1.1318-	0.3887
YF	0.0733	0.8368-	0.2320-	0.3660	0.2809-	0.2090	0.5529	0.1799	<b>1.0329</b>	0.1461-
YG	0.4825	0.6788	0.0205	1.1745-	0.9825	0.1789-	0.5518-	0.5120	0.5526-	0.5639-
YH	0.1045	0.1838-	0.0079	<b>1.4901</b>	0.6063	0.3326-	0.7124-	0.4062	1.2284	0.2610
YI	0.7090-	0.7655	<b>0.6030</b>	1.1114-	0.8572-	0.0784-	0.0419-	0.7012-	0.2967	0.4396
YJ	0.2566	0.2503-	0.2836	1.7942	0.1549	0.2287-	0.8125-	0.2976	0.1779-	0.2271
YK	0.1708	<b>1.1116</b>	0.2453-	0.2605-	0.0760	0.0170	0.2752	0.0431	1.4690-	0.4223-
YL	0.0284	0.6749-	0.1336-	2.5638	0.6938-	0.7242	0.4462	0.1699	0.8151	0.1581-
YM	0.2844-	0.5286	0.0349	0.1799-	0.1725	0.0262	0.5449	0.3186-	0.6491	0.3220

échantillon	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
Evaluation	Bon	Pas Bon	Bon	Bon	bon	Bon	Bon	bon	Bon	Bon
Défaut réel	OH	ARC	OH	OH	OH	OH	PD	OH	OH	PD
H2	24,17	30,30	15,17	15,73	19,10	29,34	100,00	0,00	25,00	100,00
CH4	79,58	12,12	39,01	100,00	100,00	82,64	8,15	100,00	76,28	5,94
C2H6	21,93	9,09	14,71	14,71	33,16	24,45	5,23	52,07	19,66	2,17
C2H4	100,00	100,00	100,00	82,69	66,58	100,00	3,08	89,17	100,00	3,00
C2H2	0,28	18,18	3,41	0,20	0,13	0,49	0,00	0,00	0,85	0,00
YA	0.2439-	0.0262-	0.4712-	0.3053-	0.2156-	0.2769-	0.2140-	0.3853	0.1292-	0.4578-
YB	0.2437	1.3052	0.1502	0.5075	0.1370	0.2643	0.6331	0.0401-	0.1306	<b>0.7560</b>
YC	0.3512-	0.0801-	0.0650	0.3356-	0.2627	0.2953-	<b>0.6613</b>	0.4116-	0.3976-	0.5988
YD	0.1660	0.5471-	0.0613	0.0721	0.0007-	0.1739	0.3146-	0.3234	0.1557	0.2125-
YE	0.2294-	0.1309-	0.0442-	0.1729-	0.1121	0.1195-	0.3220-	0.2071-	0.2115-	0.3133-
YF	0.5459	0.1235-	0.1155	<b>1.1795</b>	0.5643	0.4905	0.1144	0.0479	0.5279	0.0618
YG	0.5283-	0.0366-	0.0780-	0.6604-	0.2092-	0.4744-	0.5470	0.2974-	0.4788-	0.5037
YH	0.0901	0.1399-	0.1446	0.1169-	0.1420-	0.0300	0.0163-	0.0725	0.0807	0.1104
YI	0.2400	<b>1.0912</b>	0.2584	0.1578	0.2373	0.2781	0.8748-	0.4562-	0.2454	0.7185-
YJ	0.2520	0.0089-	<b>0.5899</b>	0.3050-	0.2555-	0.1485	0.2569	0.1258	0.3624	0.2607
YK	0.4769-	0.5987	0.1290-	0.5418-	<b>0.6567</b>	0.4552-	0.2173	<b>1.2835</b>	0.5426-	0.1609
YL	<b>0.6056</b>	2.1131-	0.3146-	1.5318	0.2702-	<b>0.5430</b>	0.0179	0.4744	<b>0.7104</b>	0.0143
YM	0.2665	0.8076	0.0861	0.4577	0.0513-	0.2799	0.3088-	0.1228-	0.2281	0.2755-

Nous avons considéré le résultat le plus proche de la valeur (1) comme valeur de probabilité d'existence de défaut « 1 », autrement la probabilité de défaut est « 0 »

✚ De ce la Le réseau a fait un diagnostic correct de 34 cas parmi les 40 cas testés et donne une exactitude de 85%

### IV-3.Diagnostic utilisant le Critère de la CEI :

La base de données est présenté comme suit :

Le vecteur d'entrées  $X=[X_1, X_2, X_3]$  et le vecteur de sortie ciblé (désirée) présentés comme  $Y=[Y_1, \dots, Y_9]$  sont présentés comme :

$$X=[\text{Code } \frac{C_2H_2}{C_2H_4}, \text{Code } \frac{CH_4}{H_2}, \text{Code } \frac{C_2H_4}{C_2H_6}] \text{ ( les trois codes de rapport de gaz selon le critère$$

CEI).

$Y=[Y_1\dots Y_9]$  qui définit les neuf défauts présentés par le critère de la CEI ( Tab.III-12- chapitre III), sous forme d'une matrice unitaire diagonale qui indique la probabilité de chaque décision qui doit normalement être prise

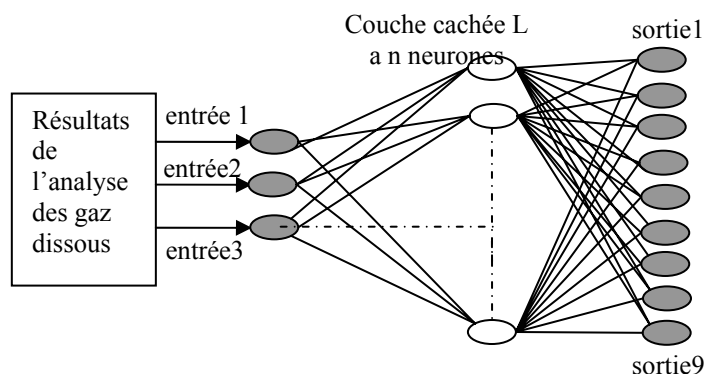


Fig.IV.4. Schéma général du réseau multicouche utilisé dans le critère de la CEI

Dans la figure IV.4 la couche d'entrée est composée de 3 neurones, la (les) couche(s) cachée(s) contiennent un nombre variable de neurones, et la sortie à 9 neurones. La sortie produit des nombres réels entre 0 et 1 indiquant la probabilité d'existence d'un défaut parmi les neuf défauts indiqués par les normes CEI.

Par exemple

$Y=[1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0]$  indique que l'échantillon n'a aucun défaut

$Y=[0\ 0\ 0\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0]$  indique que l'échantillon a subi une décharge électrique d'une faible énergie.

Avant de commencer à présenter les décisions données par le réseau utilisé. Nous présentons la base de données d'apprentissage (Tab IV.3), elle contient 12 échantillons tirés de standard de la CEI /IEEE.

Tab IV.3 : Diagnostic dans la phase d'apprentissage par la méthode CEI utilisant L.M

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Code $\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	0	0	1	1	2	1	2	1	0	0	0	0
Code $\frac{CH_4}{H_2}$	0	1	1	0	0	0	0	0	0	2	2	2
Code $\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	0	0	0	1	1	2	2	2	1	0	1	2
$Y_1$	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
$Y_2$	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
$Y_3$	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
$Y_4$	0.000	0.000	0.000	1.000	1.000	0.500	1.000	0.500	0.000	0.000	0.000	0.000
$Y_5$	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.500	0.000	0.500	0.000	0.000	0.000	0.000
$Y_6$	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000
$Y_7$	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000
$Y_8$	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000
$Y_9$	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000

Nous avons utilisé deux réseaux LM, à une et deux couches, et pour chacun de ces couches nous avons changé le nombre de neurones.

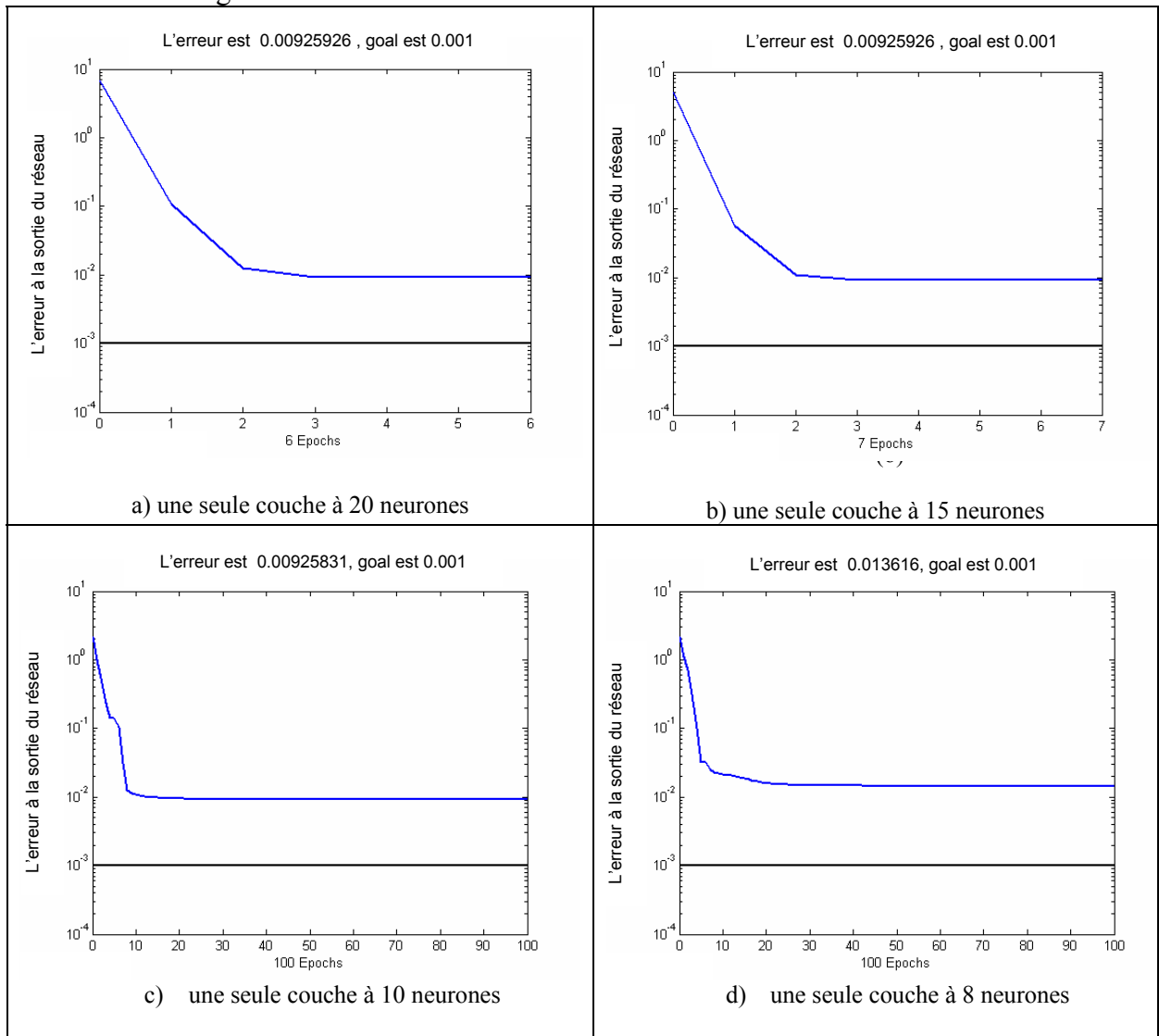


Fig.IV.5. Erreur de l'apprentissage en utilisant la méthode LM à 1 couche cachée

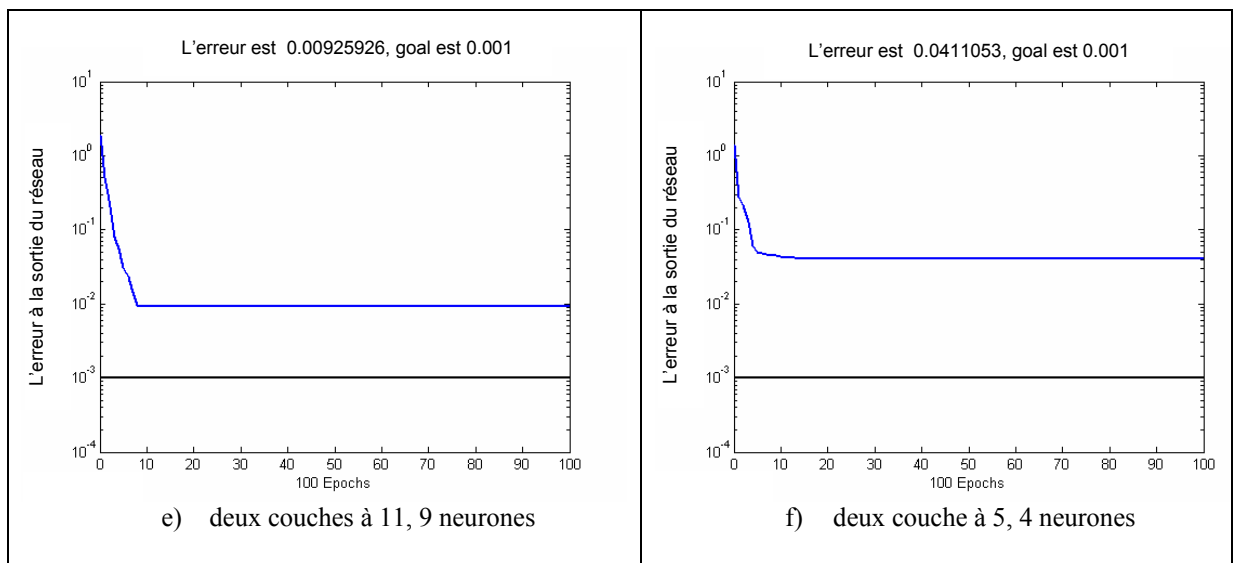


Fig.IV.6. Erreur de l'apprentissage en utilisant la méthode LM à 2 couches cachées



D'après les deux figures nous constatons que le réseau à une couche cachée, converge rapidement et avec une plus grande précision que celui à deux couches cachées, ce dernier est plus lent dans son convergence.

La figure IV.5 (a-d) montre que les réseaux à une couche cachée avec 20 et 15 neurones convergent plus rapidement. Donc nous allons adapter l'un d'eux pour faire le diagnostic

### IV.3.1 Résultats et évaluation

Les 40 échantillons utilisés dans la méthode de diagnostic passée ( ECRA), ont été testés par le réseau choisi et on a obtenu les résultats suivants

En se referant au Tab.I.11 (chapitre I), nous avons reparti les valeurs des rapports en des intervalles donnant le Tab IV.4

Par exemple :

	$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	$\frac{CH_4}{H_2}$	$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$
<b>Echantillons 1</b>	0.08	5.44	5.27
<b>Codes</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>2</b>
<b>Echantillons 2</b>	4.02	0.23	16.60
<b>codes</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>2</b>
<b>Echantillons 3</b>	1.66	0.18	3.13
<b>codes</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>2</b>

Tab IV.4 : Diagnostic par la méthode CEI dans la phase de test utilisant L.M

échantillon	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<b>Evaluation</b>	<b>Bon</b>	<b>pas bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>	<b>Bon</b>
<b>Défaut réel</b>	<b>OH</b>	<b>PD</b>	<b>ARC</b>	<b>OH</b>	<b>OH</b>	<b>OH</b>	<b>OH</b>	<b>OH</b>	<b>OH</b>	<b>ARC</b>
$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	0,08	4,02	1,66	0,02	0,05	0,00	0,02	0,01	0,01	2,26
$\frac{CH_4}{H_2}$	5,44	0,23	0,18	6,03	3,87	41,00	3,09	1,43	2,69	0,30
$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	5,27	16,60	3,13	8,61	6,95	5,08	7,45	10,02	8,63	10,82
Y1	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Y2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Y3	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Y4	0.0000	<b>1.0000</b>	<b>0.5000</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	<b>0.5000</b>
Y5	0.0000	0.0000	<b>0.5000</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	<b>0.5000</b>
Y6	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Y7	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Y8	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Y9	<b>1.0000</b>	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	0.0000

échantillon	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Evaluation	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon
Défaut réel	OH	OH	DP	ARC	OH < 150°	OH 150-300	OH 300-700	OH > 700	AD	OH 300-700
$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	0,02	0,02	0,00	1,14	0,00	0,00	0,00	0,01	7,42	0,00
$\frac{CH_4}{H_2}$	2,39	2,40	0,07	0,32	0,81	1,45	3,33	1,55	0,54	2,20
$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	7,17	6,70	0,21	1,87	2,91	0,68	1,50	23,33	8,60	2,63
Y1	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Y2	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Y3	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Y4	0.0000	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000
Y5	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Y6	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Y7	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Y8	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000	0.0000	0.0000
Y9	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000	<b>1.0000</b>

échantillon	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
Evaluation	Bon	Bon	Bon	Bon	Pas Bon	Pas bon	Bon	Bon	Bon	Bon
Défaut réel	DP	ARC	OH	OH 150-300	DP	ARC	OH	ARC	OH	ARC
$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	1,00	1,98	0,00	0,00	0,17	0,26	0,00	1,00	0,00	1,12
$\frac{CH_4}{H_2}$	0,06	0,43	1,28	1,16	0,14	1,63	3,50	0,12	0,81	0,24
$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	0,33	18,56	3,73	0,31	0,72	2,00	2,96	1,00	2,91	8,36
Y1	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.3400	3.2872	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Y2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1226	-0.5558	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Y3	<b>1.0000</b>	0.0000	0.0000	0.0000	-0.3496	1.8351	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Y4	0.0000	<b>0.5000</b>	0.0000	0.0000	0.1805	0.3035	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000	<b>0.5000</b>
Y5	0.0000	<b>0.5000</b>	0.0000	0.0000	0.2805	0.2957	0.0000	0.0000	0.0000	<b>0.5000</b>
Y6	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	-0.5483	-0.3042	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000
Y7	0.0000	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	-0.1530	-0.0482	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Y8	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1552	<b>0.9642</b>	<b>1.0000</b>	0.0000	0.0000	0.0000
Y9	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000	<b>0.7316</b>	0.8863	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

échantillon	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
Evaluation	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Pas Bon
Défaut réel	OH	ARC	OH	OH	OH	OH	PD	OH	OH	PD
$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	0,00	0,18	0,03	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00
$\frac{CH_4}{H_2}$	3,29	0,40	2,57	6,36	5,24	2,82	0,08	434000	3,05	0,06
$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	4,56	11,00	6,80	5,62	2,01	4,09	0,59	1,71	5,09	1,38
Y1	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	-1.5469
Y2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000	0.0000	0.4346
Y3	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.4912
Y4	0.0000	<b>0.5000</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.4877
Y5	0.0000	<b>0.5000</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	-0.1687
Y6	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	<b>1.0583</b>
Y7	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.4712
Y8	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000	-0.9429
Y9	<b>1.0000</b>	0.0000	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	-0.1560

Nous avons considéré que les valeurs des résultats obtenus sont équivalentes à (1) s'ils appartiennent à l'intervalle [0.5, 1.1], autrement les résultats sont considérés (0)

✚ De ce la ; le réseau a fait un diagnostic correct de 36 cas parmi les 40 échantillons et donne une exactitude de 90 %

#### IV.4. Diagnostic utilisant le Critère de Rogers

La base de données est présenté comme suit :

Le vecteur d'entrées  $X=[X_1, X_2, X_3, X_4]$  et le vecteur de sortie (désirée) est présenté comme  $Y=[Y_1....Y_{12}]$ ; les vecteurs sont

$X= [\text{Code } \frac{C}{H_2}, \text{Code } \frac{C_2H_6}{CH_4}, \text{Code } \frac{C_2H_4}{C_2H_6}, \text{Code } \frac{C_2H_2}{C_2H_4}]$  (les quatre codes des rapports de

gaz selon le critère Rogers)

$Y=[Y_1....Y_{12}]$  défini les douze défauts présentés par le critère de Rogers (Tab.IV-5).

Tableau IV-5. Défauts selon le critère de Rogers [Dig-04]

Code					Interprétation
1	0	0	0	0	Normale
2	5	0	0	0	Décharge partielle ( Dp) d'une faible énergie
3	1-2	0	0	0	Surchauffement léger < 150°C
4	1-2	1	0	0	Surchauffement léger 150-200°C
5	0	1	0	0	Surchauffement léger 200-300°C
6	0	0	1	0	Surchauffement au conducteur
7	1	0	1	0	Echauffement causé par la circulation de courant dans les enroulements.
8	1	0	2	0	Echauffement causé par circulation de courant dans le noyau et le réservoir.
9	0	0	0	1	Arc d'une énergie faible
10	0	0	1-2	1-2	L'arc d'une grande énergie
11	0	0	2	2	Etincellement continu, Arc
12	5	0	0	1-2	Décharge partielle DP

Y est présenté sous forme d'une matrice unitaire diagonale qui indique la probabilité de chaque décision qui doit normalement être prise.

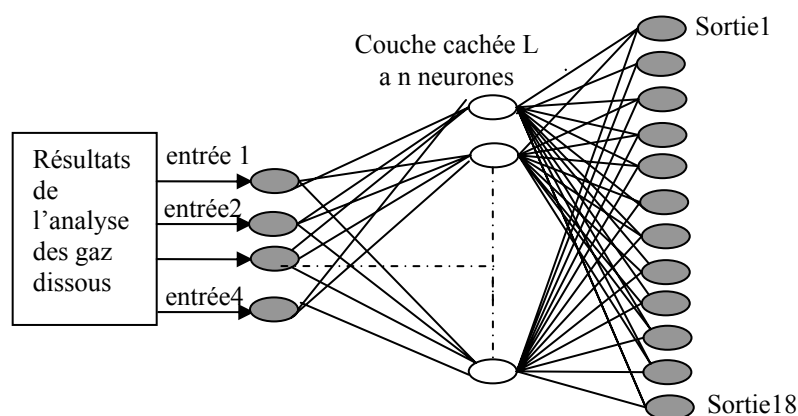


Fig.IV.7. Schéma général du réseau multicouche utilisé le critère de Roger

La couche d'entrée est composée de 4 neurones, la (les) couche(s) cachée(s) contiennent un nombre variable de neurones, et la sortie a 18 neurones. La sortie produit des nombres réels entre 0 et 1 indiquant la probabilité d'existence d'un défaut parmi les douze défauts indiqués par les normes de Roger.

Par exemple

$Y = [1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0]$  indique que l'échantillon n'a aucun défaut

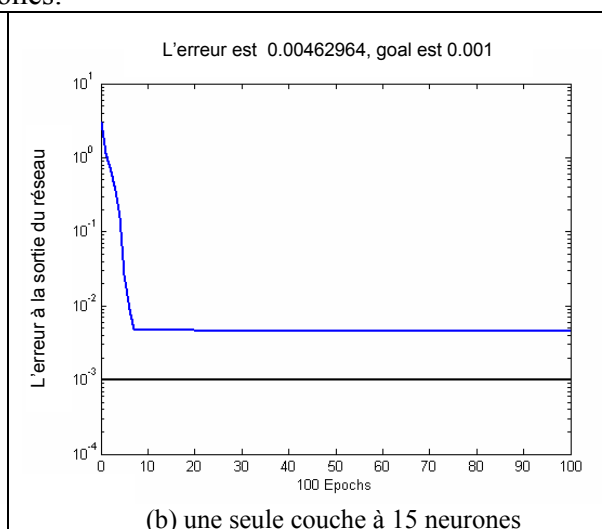
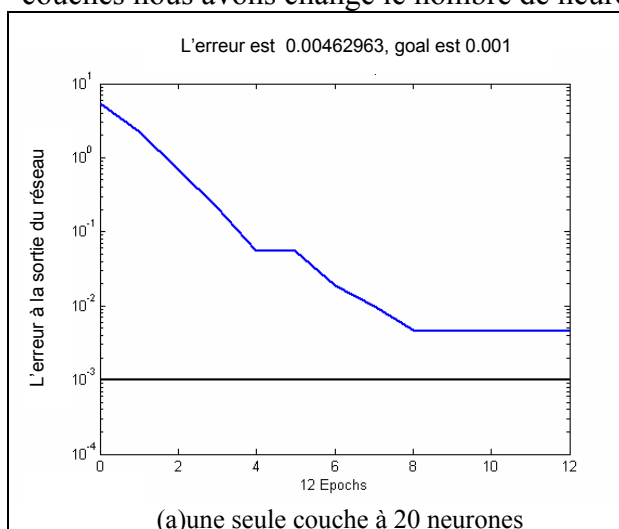
$Y = [0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0]$  indique que l'échantillon a subi une circulation de courant dans le noyau et le réservoir, (échauffement)

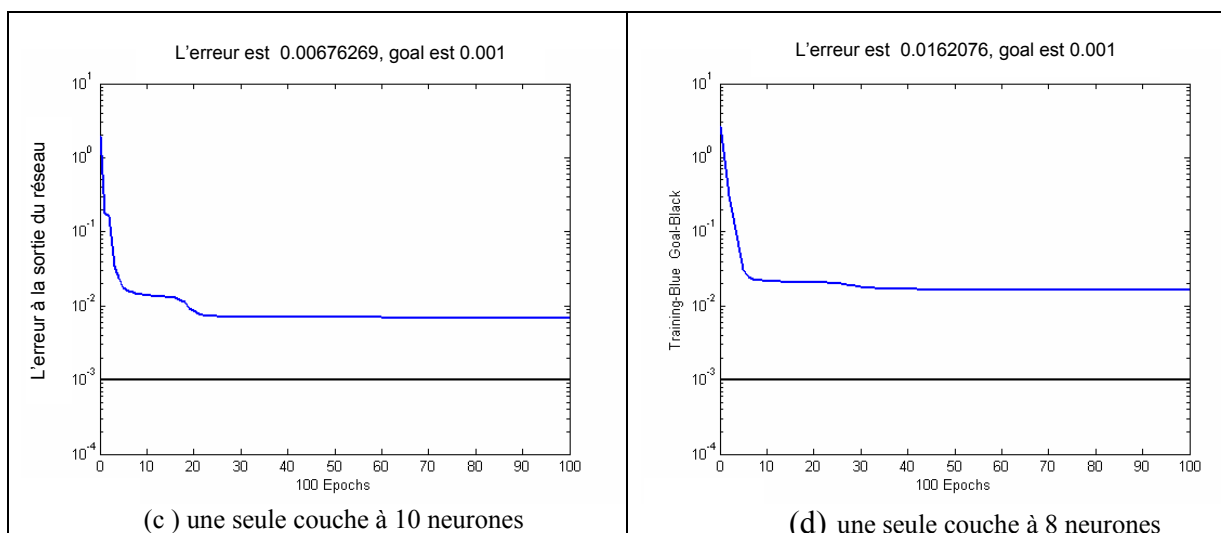
Avant de commencer à présenter les décisions données par le réseau utilisé. Nous présentons la base de données d'apprentissage (Tab IV.6)

Tab IV.6 : Diagnostic par la méthode de Roger dans la phase d'apprentissage utilisant L.M

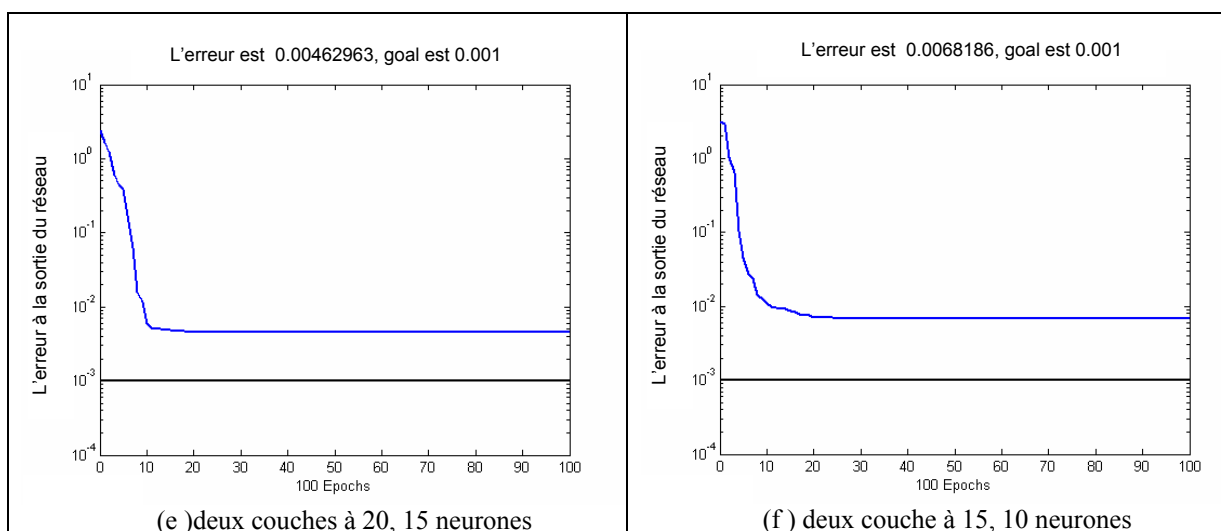
échantillons/codes	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Code $\frac{CH_4}{H_2}$	0	5	1	2	1	2	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	5	5
Code $\frac{C_2H_6}{CH_4}$	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Code $\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	0	1	1	2	2	2	0	0
Code $\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	1	2	2	1	2
$Y_1$	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$Y_2$	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$Y_3$	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$Y_4$	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$Y_5$	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$Y_6$	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$Y_7$	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$Y_8$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
$Y_9$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
$Y_{10}$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0.5	0.5	0	0
$Y_{11}$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0.5	0	0
$Y_{12}$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1

Pour le réseau, nous avons utilisé deux réseaux à une et deux couches, et pour chacun de ces couches nous avons changé le nombre de neurones.





**Fig.IV.8.** Erreur de l'apprentissage en utilisant la méthode LM à 1 couche cachée



**Fig.IV.9.** Erreur de l'apprentissage en utilisant la méthode LM à 2 couches cachées

D'après les figures IV.8 et IV.9 nous constatons que le réseau à une couche cachée, converge rapidement et avec une plus grande précision que celui à deux couches cachées. Ce dernier montre dans notre cas qu'il est un réseau lent à converger par rapport au premier réseau mais les deux réseaux donnent de bons résultats.

En plus l'examen de la figure IV.8 (a-d) montre que le réseau à une couche cachée avec 20 neurones converge plus rapidement mais celui à 15 neurones est le plus stable. Nous avons essayé des réseaux à une couche cachée avec  $n=10, 25$ , mais aucun d'eux n'a donné une précision meilleure ou un temps d'entraînement plus rapide. Donc nous allons adapter le réseau à une couche cachée avec 15 neurones pour faire le diagnostic par la méthode de Roger.

**IV.4.1 Résultats et évaluation :**

Les 40 échantillons ont été testés par le réseau choisi et nous avons obtenu les résultats suivants:

En se referant au Tab.I.9 (chapitre I), nous avons reparti les valeurs des rapports en des intervalles donnant le Tab IV.7

Par exemple :

	$\frac{CH_4}{H_2}$	$\frac{C_2H_6}{CH_4}$	$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$
<b>Echantillons 1</b>	5.438	0.862	5.267	0.076
<b>Codes</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>
<b>Echantillons 8</b>	1.427	0.287	10.021	0.015
<b>codes</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>
<b>Echantillons 21</b>	0.063	0.300	0.333	1.000
<b>codes</b>	<b>5</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>

**Tab IV.7 :** Diagnostic par la méthode de Roger dans la phase de test utilisant L.M

échantillon	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Evaluation	Pas Bon	Pas bon	Bon	Pas Bon	Pas Bon	Bon	Pas Bon	Bon	Bon	Bon
Défaut réel	OH	PD	ARC	OH	OH	OH	OH	OH	OH	ARC
$\frac{CH_4}{H_2}$	5.438	0.229	0.179	6.033	3.869	40.998	3.090	1.427	2.693	0.296
$\frac{C_2H_6}{CH_4}$	0.862	0.081	0.395	0.220	0.282	0.419	0.228	0.287	0.390	0.151
$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	5.267	16.600	3.133	8.607	6.949	5.075	7.448	10.021	8.625	10.821
$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	0.076	4.020	1.660	0.019	0.048	0.004	0.021	0.015	0.013	2.262
Y1	0.1757	0.0000	0.0000	0.1757	0.1757	0.0000	0.1757	0.0000	0.0000	-0.0000
Y2	0.4551	0.0000	0.0000	0.4551	0.4551	0.0000	0.4551	0.0000	0.0000	-0.0000
Y3	0.2267	0.0000	0.0000	0.2267	0.2267	0.0000	0.2267	0.0000	0.0000	-0.0000
Y4	0.2203	0.0000	0.0000	0.2203-	0.2203-	0.0000	0.2203-	0.0000	0.0000	-0.0000
Y5	0.0443	0.0000	0.0000	0.0443-	0.0443-	0.0000	0.0443-	0.0000	0.0000	0.0000
Y6	-1.1369	0.0000	0.0000	-1.1369	1.1369-	0.0000	1.1369-	0.0000	0.0000	-0.0000
Y7	-1.4603	0.0000	0.0000	-1.4603	1.4603-	0.0000	1.4603-	0.0000	0.0000	-0.0000
Y8	1.9074	0.0000	0.0000	1.9074	1.9074	<b>1.0000</b>	1.9074	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	0.0000
Y9	1.3819	0.0000	0.0000	1.3819	1.3819	0.0000	1.3819	0.0000	0.0000	0.0000
Y10	-1.7659	<b>0.5000</b>	<b>1.0000</b>	- 1.7659	1.7659-	0.0000	1.7659-	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>
Y11	<b>1.2552</b>	<b>0.5000</b>	0.0000	<b>1.2552</b>	<b>1.2552</b>	0.0000	<b>1.2552</b>	0.0000	0.0000	0.0000
Y12	0.2256	0.0000	0.0000	0.2256	0.2256	0.0000	0.2256	0.0000	0.0000	-0.0000

échantillon	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Evaluation	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Bon
Défaut réel	OH	OH	DP	ARC	OH<150°	OH 150-300	OH 300-700	OH > 700	AD	OH 300-700
$\frac{CH_4}{H_2}$	2.394	2.400	0.074	0.325	0.813	1.448	3.333	1.545	0.542	2.195
$\frac{C_2H_6}{CH_4}$	0.380	0.465	0.795	0.246	0.254	0.156	0.467	0.124	0.385	0.562
$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	7.167	6.701	0.207	1.873	2.909	0.683	1.500	23.333	8.600	2.628
$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	0.023	0.020	0.000	1.142	0.000	0.000	0.003	0.014	7.419	0.001
Y1	-0.0000	-0.0000	0.0000	0.0000-	0.0000	0.0000-	0.3457	-0.0000	-0.0000	0.3457
Y2	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000	0.0000-	0.0000-	0.0433	0.0000	0.0000	0.0433
Y3	-0.0000	-0.0000	0.0000	0.0000-	0.0000	<b>1.0000</b>	0.7652-	-0.0000	-0.0000	-0.7652
Y4	-0.0000	-0.0000	-0.0000	0.0000-	0.0000-	0.0000	0.2380	-0.0000	-0.0000	0.2380
Y5	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000-	0.0000	0.0000	0.2700-	0.0000	0.0000	0.2700
Y6	-0.0000	-0.0000	-0.0000	0.0000-	<b>1.0000</b>	0.0000-	0.8973-	-0.0000	-0.0000	-0.8973
Y7	0.0000	0.0000	-0.0000	0.0000-	0.0000-	0.0000-	<b>1.2077</b>	0.0000	-0.0000	<b>1.2077</b>
Y8	<b>1.0000</b>	<b>1.0000</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000-	0.2005	<b>1.0000</b>	0.0000	0.2005
Y9	0.0000	0.0000	-0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2436	0.0000	0.0000	0.2436
Y10	-0.0000	-0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000-	0.0000	0.6990-	-0.0000	<b>0.5000</b>	-0.6990
Y11	-0.0000	-0.0000	0.0000	0.0000-	0.0000	0.0000	1.4336	-0.0000	<b>0.5000</b>	1.4336
Y12	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000-	0.0000-	0.0809-	0.0000	0.0000	0.0809

échantillon	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
Evaluation	Bon	Bon	Bon	Bon	Pas Bon	Pas Bon	Bon	Bon	Bon	Bon
Défaut réel	DP	ARC	OH	OH 150-300	DP	ARC	OH	ARC	OH	ARC
$\frac{CH_4}{H_2}$	0.063	0.429	1.284	1.158	0.142	1.633	3.500	0.120	0.813	0.240
$\frac{C_2H_6}{CH_4}$	0.300	0.087	0.463	1.455	1.882	0.367	0.357	0.033	0.254	0.292
$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	0.333	18.561	3.727	0.313	0.719	2.000	2.960	1.000	2.909	8.357
$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	1.000	1.984	0.000	0.000	0.174	0.264	0.001	1.000	0.000	1.120
Y1	0.0003	-0.0000	-0.0000	0.0000	0.0000	0.0000-	0.3457	-0.0000	0.0000	-0.0000
Y2	-0.0003	-0.0000	0.0000	0.0000-	0.0000-	0.0000-	0.0433	0.0000	-0.0000	-0.0000
Y3	0.0003	-0.0000	-0.0000	0.0000-	0.0000-	0.0000-	0.7652-	-0.0000	0.0000	-0.0000
Y4	0.0001	-0.0000	-0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000-	0.0000-	0.2380	-0.0000	-0.0000	-0.0000
Y5	0.0002	0.0000	0.0000	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000-	0.2700-	-0.0000	0.0000	0.0000
Y6	-0.0003	-0.0000	-0.0000	0.0000	0.0000	0.0000-	0.8973-	-0.0000	<b>1.0000</b>	-0.0000
Y7	0.0006	-0.0000	0.0000	0.0000-	0.0000-	<b>1.0000</b>	<b>1.2077</b>	-0.0000	-0.0000	-0.0000
Y8	0.0005	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0000	0.0000	0.0000-	0.2005	0.0000	0.0000	0.0000
Y9	-0.0003	0.0000	0.0000	0.0000-	0.0000-	0.0000	0.2436	0.0000	0.0000	0.0000
Y10	-0.0001	<b>1.0000</b>	-0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.6990-	<b>1.0000</b>	-0.0000	<b>1.0000</b>
Y11	-0.0003	0.0000	-0.0000	0.0000	0.0000-	0.0000-	1.4336	-0.0000	0.0000	0.0000
Y12	<b>0.9994</b>	-0.0000	0.0000	0.0000-	0.0000	0.0000	0.0809-	0.0000	-0.0000	-0.0000

échantillon	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
Evaluation	Pas Bon	Bon	Bon	Pas Bon	Bon	Bon	Bon	Bon	Pas Bon	Pas Bon
Défaut réel	OH	ARC	OH	OH	OH	OH	PD	OH	OH	PD
$\frac{CH_4}{H_2}$	3.293	0.400	2.571	6.357	5.236	2.817	0.082	434000	3.051	0.059
$\frac{C_2H_6}{CH_4}$	0.276	0.750	0.377	0.147	0.332	0.296	0.642	0.521	0.258	0.366
$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	4.561	11.000	6.800	5.620	2.008	4.090	0.588	1.712	5.087	1.382
$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	0.003	0.182	0.034	0.002	0.002	0.005	0.000	0.000	0.009	0.000
Y1	0.1757	0.1259	-0.0000	0.1757	0.3457	0.0000-	0.0000	0.3457	0.1757	-0.4001
Y2	0.4551	0.0535	0.0000	0.4551	0.0433	0.0000	<b>1.0000</b>	0.0433	0.4551	2.8095
Y3	0.2267	-0.5312	-0.0000	0.2267	0.7652-	0.0000-	0.0000	-0.7652	0.2267	-0.9131
Y4	-0.2203	0.2075	-0.0000	0.2203-	0.2380	0.0000-	0.0000-	0.2380	-0.2203	0.1328
Y5	-0.0443	-0.0630	0.0000	0.0443-	0.2700-	0.0000	0.0000	-0.2700	-0.0443	-0.4215
Y6	-1.1369	0.8233	-0.0000	1.1369-	0.8973-	0.0000-	0.0000-	-0.8973	-1.1369	-3.9948
Y7	-1.4603	0.6823	0.0000	1.4603-	<b>1.2077</b>	0.0000	0.0000-	<b>1.2077</b>	-1.4603	2.6703
Y8	1.9074	0.0083	<b>1.0000</b>	1.9074	0.2005	<b>1.0000</b>	0.0000	0.2005	1.9074	-0.1172
Y9	1.3819	-0.8349	0.0000	1.3819	0.2436	0.0000	0.0000-	0.2436	1.3819	<b>1.6613</b>
Y10	-1.7659	<b>1.0813</b>	-0.0000	1.7659-	0.6990-	0.0000-	0.0000	-0.6990	-1.7659	-1.5084
Y11	<b>1.2552</b>	-0.0411	-0.0000	<b>1.2552</b>	1.4336	0.0000-	0.0000	1.4336	<b>1.2552</b>	1.9420
Y12	0.2256	-0.5121	0.0000	0.2256	0.0809-	0.0000	0.0000	-0.0809	0.2256	-0.8607

Nous avons considéré le résultat la plus proche de la valeur (1) comme valeur de probabilité d'existence de défaut « 1 », autrement la probabilité de défaut est « 0 »

✚ Le réseau a fait un diagnostic correct de 29 cas parmi les 40 échantillons et donne une exactitude 72.5 %

#### IV.5. Conclusion

Nous avons développé un programme par RN comme pour le diagnostic des huiles de transformateurs, et ce par l'utilisation d'un lot de données d'analyse de gaz dissous dans l'huile isolante, provenant des différents références : (CEI, IEEE). Ce diagnostic nous a donné des résultats bons et clairs par le critère de la CEI (plus de 90 %), ce qui justifie la grande utilisation de ce critère par les laboratoires d'analyse et de diagnostic des huiles de transformateurs par la méthode de gaz dissous DGA.



### **Références bibliographiques**

**[Gua-01]** : J. L. Guardado, J. L. Naredo, *Member, IEEE*, P. Moreno, and C. R. Fuerte «*A Comparative Study of Neural Network Efficiency in Power Transformers Diagnosis Using Dissolved Gas Analysis*», IEEE transactions on power delivery, vol. 16, no.4, October 2001 643 méxico.

**[Kam-97]** : Kamiya .Naito, O. Vanegas, Y. Mizuno, , «*Diagnosis of oil-insulated Power Apparatus by using neural network*», Nagoya Institute of technology, Nagoya, Japan And Aichu Electric co. Ltd, Japan 1997 IEEE

**[Mok-04]** ; Leila Mokhnache, « *Application de RN dans le diagnostique et la prédiction des isolations HT* », Thèse Doctorat, , école nationale polytechnique, Janvier 2004.

**[Son-02]** ; «Son Bin, Yu Ping, Luo Yunbai and Wen Xishan , *Study on the fault diagnosis of transformer based on the grey relational analysis*»; Article IEEE –2002

**[Su-00]**; Q. Su, senior, C. Mi, Ll. L. Lai sensor, , and P. Austin,«*A Fuzzy Dissolved Gas Analysis Method for the Diagnosis of Multiple Incipient Faults in a Transformer*», IEEE transactions on power systems, vol. 15, no. 2, may 2000

**[Sye-00]**; Syed Mofizul Islam, Tony Wu and Gerard Ledwic, « *A Novel Fuzzy Logic Approach to Transformer Fault Diagnosis*», Article IEEE Transactions an Dielectrics and Electrical Insulation, April 2000.

### III.1 Introduction :

L'une des caractéristiques d'un expert humain, en traitant une question, est son jugement avec des données imprécises, inachevées et incertaines. Etudier un tel problème par des méthodes classiques exige la connaissance des différents paramètres qui peuvent influencer sur celui-ci. Cette étude est souvent entachée d'erreurs et d'imprécisions qui accompagnent toute modélisation de processus. [Sye-00].

Il est possible de résoudre ce problème en utilisant des méthodes dites robustes et la logique floue en est une. Son idée est de capturer l'imprécision de la pensée humaine et de l'exprimer avec des outils mathématiques appropriés. [God-96] La théorie des ensembles flous a donné naissance à un traitement original de l'incertitude, fondé sur l'idée d'ordre, et qui permet de formaliser le traitement de l'ignorance partielle et de l'inconsistance dans les systèmes d'informations.

Son intérêt réside dans sa capacité de traiter l'imprécis, l'incertain et le vague, elle est issue de la capacité de l'homme à décider et agir de façon pertinente malgré le flou des connaissances disponibles, elle est appliquée dans les systèmes de réglage ainsi que dans les systèmes expert; dans les systèmes de décision et pour la reconnaissance de formes etc..[Rob-97, Bel-01]

Dans ce chapitre nous allons présenter la base historique et les éléments de bases de la logique floue, et nous allons terminer avec les propriétés des ensembles flous.

### III.2 Historique

Les racines de la logique floue se trouvent dans le principe d'incertitude d'Heisenberg [God-96]. Dans les années 20, les physiciens ont introduit la troisième valeur  $\frac{1}{2}$  dans le système logique bivalent [1,2], pourquoi  $\frac{1}{2}$  ? Parce que c'est la valeur de vérité de tous les paradoxes. La logique classique interdit tous les paradoxes par ses axiomes.

Au début des années 30, le logicien polonais Jean Lukasiewicz [God-96] développe le système logique avec trois valeurs puis l'a étendu à tous les nombres rationnels entre 0 et 1.

Dés 1937 le philosophe Max Black [God-96, Rob-97] présente la première fonction d'appartenance d'un ensemble floue, le concept de la logique floue fut réellement introduit en 1965 par Lofti Zadeh, [Rob-97] un professeur d'électronique à l'université de Berkeley (USA). Il a publié son article dans lequel il a développé la théorie des ensembles flous et introduit le terme *fuzzy* dans la littérature technique. Les premières investigations de Zadeh étaient l'utilisation de la logique floue pour représenter le langage naturel. Il a été le premier à formaliser les règles floues et à suggérer une approche «système-expert» au réglage automatique, où les règles de commande sont remplacées par des règles floues.

Sa "Fuzzy Set Theory" n'eut pas un succès immédiat. Elle fut développée surtout en Europe. Les premiers résultats en commande floue ont été publiés par Mamdani et Assilien en 1975[God-96], ce qui a encouragé différentes activités en Angleterre, au Danemark et en France.

Après 1980, [God-96-Rob-97] et freinées par la réticence à appréhender à un nouveau concept et par des difficultés de réalisation pratique, les recherches s'arrêtent en Europe, mais le Japon, poussé par une pénurie de programmeurs qui ont été à la recherche de méthodes pouvant réduire les coûts de développement des logiciels, ont relancé réellement la logique floue en 1990 avec le développement de produits et systèmes utilisant cette technique

Aujourd'hui, la logique floue est arrivée à maturité et est utilisée dans de nombreux produits "grand public" notamment au Japon. [Rob-97] Sa mise en oeuvre est maintenant facilitée par la disponibilité de microprocesseurs dédiés et d'outils puissants de développement. Elle suscite actuellement un intérêt général auprès des chercheurs et des industriels, et plus généralement auprès de tous ceux qui éprouvent le besoin de formaliser des méthodes empiriques, de généraliser des modes de raisonnement naturel, d'automatiser la prise de décision dans leur domaine, de construire des systèmes artificiels effectuant des tâches habituellement prises en charge par les humains. [Rob-97, God-96, Bel-01].

### III.3 Structure générale d'un système flou.

Chaque système basé sur la logique floue est composé de quatre blocs principaux

- Base de connaissances (paramètres des fonctions d'appartenance) Elle est composée de :
  - Une base de données qui fournit les définitions des concepts nécessaires utilisées pour définir les règles linguistiques et la manipulation des données floues. Ces concepts sont subjectivement définis et basés sur l'expérience et le jugement de l'expert.
  - Une base de règles qui est l'ensemble d'expressions linguistiques basé sur la connaissance d'un expert ou bien la logique de fonctionnement du processus. Cette connaissance et d'habitude formulée sous forme de règles « SI-ALORS ». Chacune de ces règles est composée d'une ou plusieurs permises reliées entre elles généralement par l'opérateur flou « ET » ou « OU » ; et une conclusion précédé par l'opérateur « ALORS ». L'ensemble des règles floues sont reliées entre elles généralement par l'opérateur flou «OU ».
- Fuzzification (transformation des entrées précises en degrés d'appartenance)
- Defuzzification (transformation des résultats flous en sorties précises)

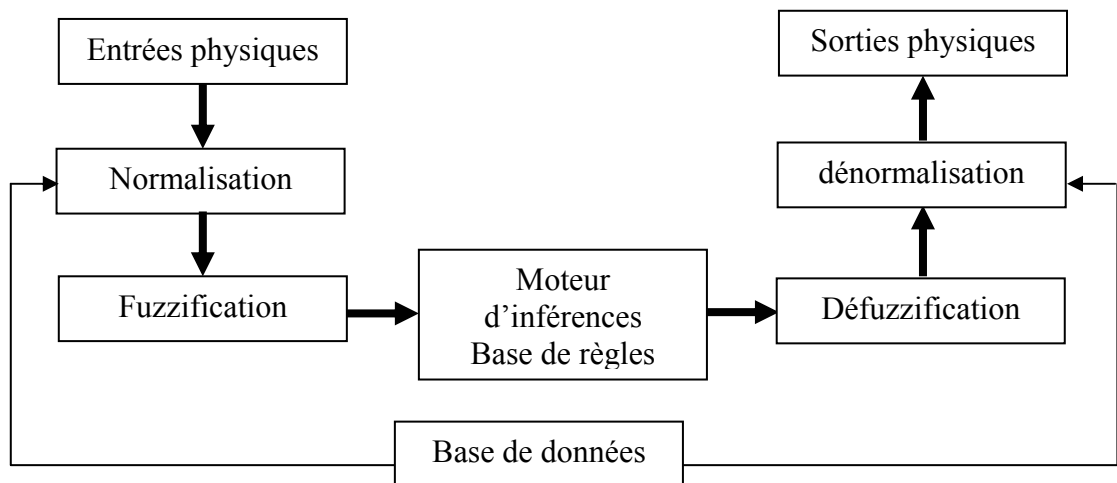


Fig.III.1 Schéma général d'un système flou [Zid-04]

### III.4 Conception d'un système flou

#### III.4.1 Univers de discours

Un des premiers pas dans la conception d'un système flou est de définir l'ensemble de référence ou univers du discours pour chaque variable linguistique. Pour ces variables  $x$  on définit un ensemble  $i$  sur un univers de discours  $X$  par une fonction « degré d'appartenance » [God-96, Bel-01]

Par exemple :

$$\mu : X \rightarrow [0,100]$$

$$x \rightarrow \mu_i(x)$$

L'univers de discours est l'ensemble des valeurs réelles que peut prendre la variable floue  $x$  et  $\mu_i(x)$  est le degré d'appartenance de l'élément  $x$  à l'ensemble floue  $i$ .

Le pas suivant, est le choix des variables linguistiques qui déterminent son état, puis des règles linguistiques qui établissent les relations d'inférence entre ces variables. En général, les règles sont proposées par un expert. On partitionne ensuite le domaine de chaque variable linguistique en un ensemble de fonctions d'appartenance, qui expriment les valeurs de façon approximative : petit, moyen, grand, énorme par exemple. [God-96]

Les notions de valeurs « moyen » ou « faible » par exemple, sont relativement difficile à spécifier de manière précise. On peut fixer des seuils et considérer que l'on attribue tel ou tel qualitatif en fonction de la valeur de la variable par rapport à ces seuils.

On peut définir le degré d'appartenance de la variable  $A$  par exemple à l'ensemble «faible» comme le degré de vérité de la proposition «  $A$  est faible »

En logique booléenne, le degré d'appartenance  $\mu$  ne peut prendre que deux valeurs ( 0 ou 1). La valeur  $A$  peut être :

$$\begin{aligned} \text{Faible} : \mu_{\text{faible}}(A) = 1 ; \mu_{\text{moyen}}(A) = 0 ; \mu_{\text{élevé}}(A) = 0 \\ \text{Moyen} : \mu_{\text{faible}}(A) = 0 ; \mu_{\text{moyen}}(A) = 1 ; \mu_{\text{élevé}}(A) = 0 \\ \text{Élevé} : \mu_{\text{faible}}(A) = 0 ; \mu_{\text{moyen}}(A) = 0 ; \mu_{\text{élevé}}(A) = 1 \end{aligned}$$

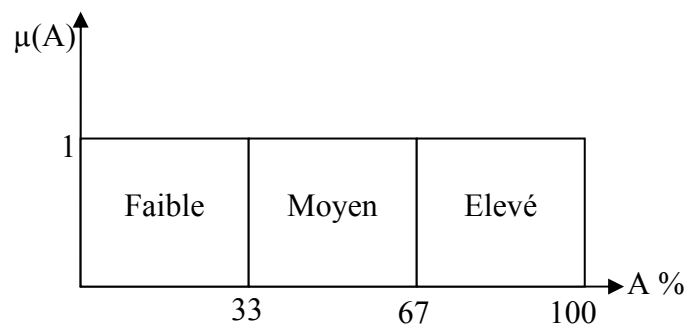


Fig.III.2 Degré d'appartenance aux ensembles considérés en logique booléenne

Il ne peut pas prendre deux quantitatifs à la fois : [Buh-94, Bag-99, Rob-97]

En logique floue, le degré d'appartenance devient une fonction qui peut prendre une valeur réelle comprise entre 0 et 1 inclus, c'est la fuzzification.

### III.4-2 Fuzzification

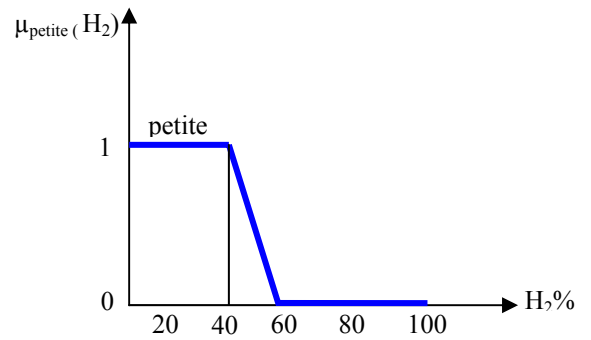
La fuzzification des variables d'entrée est une phase délicate du processus mis en oeuvre par la logique floue. Elle est souvent réalisée de manière itérative et requiert de l'expérience.

La fuzzification comprend

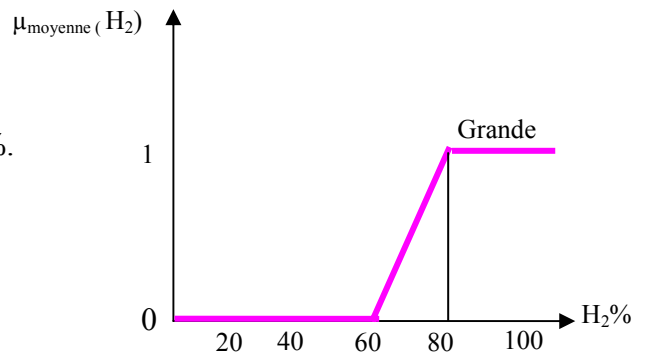
- Les mesures des variables d'entrées : En pratiques, les valeurs des variables d'entrées sont en général obtenus à l'aide de divers capteurs, organes de mesures, ou grâce à l'avis de différents opérateurs qui sont le plus souvent de type analogique.
- La conversion analogique digitale A/D (numérique/symbolique) ainsi que le traitement des grandeurs mesurées
- L'attribution de degrés d'appartenance à chaque valeur d'entrée est un passage des grandeurs physiques aux variables linguistiques (variables floues) qui peuvent être alors traitées par les inférences. Les variables linguistiques sont définies par leurs valeurs linguistiques. [God-96]

Prenant l'exemple d'une valeur A = concentration en H<sub>2</sub>

La concentration est petite au dessous de 40%.  
 A 50 %, elle n'est "qu'à moitié" petite.  
 Il ne l'est plus du tout au delà de 60%.



La concentration est grande au dessus de 80%.  
 A 70 %, elle n'est "qu'à moitié" grande.  
 Il ne l'est plus du tout au dessous de 60 %.



La concentration est tout à fait moyenne à 60%  
 En dessous de 40%, elle n'est pas assez grande pour être moyenne.  
 Au delà de 80%, elle ne l'est plus non plus.

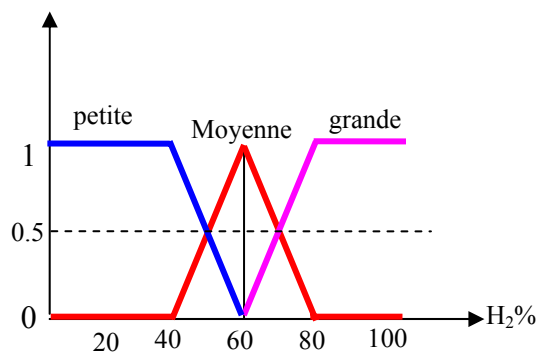
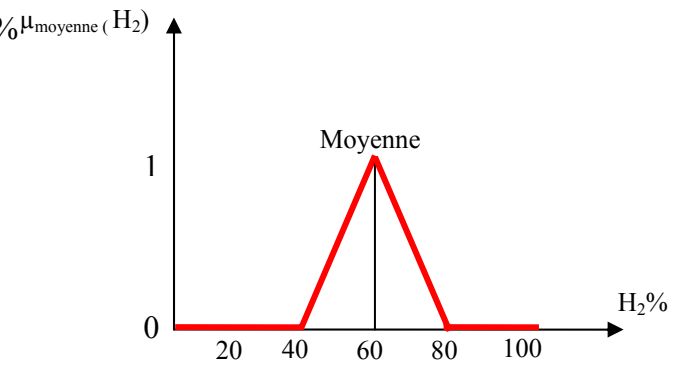


Fig.III.3 Exemple de fonction d'appartenance de H<sub>2</sub>%

### -Les fonctions d'appartenance

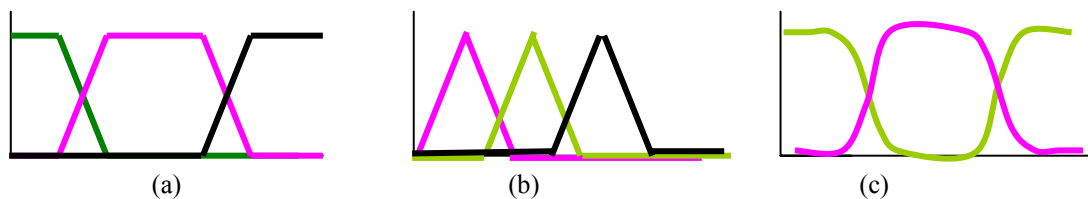
Le choix correct des fonctions d'appartenance d'un ensemble de termes joue un rôle essentiel dans la réussite d'une application. En ce qui concerne l'univers de discours, on peut ramener les grandeurs d'entrées dans l'intervalle  $[-1 +1]$ , on parle donc d'une **normalisation** de l'univers de discours. Ainsi, la normalisation d'un univers de discours nécessite une connaissance antérieure de l'espace d'entrées/sorties. [Rob-97]

Il n'y a pas de règles précises pour la définition de fonctions d'appartenance. On peut introduire pour une variable  $x$  trois, cinq ou sept valeurs linguistiques. Ce nombre dépend de la résolution du réglage désiré. [God-96] La désignation standard des ensembles flous est par exemple :

- NG** Négatif Grand
- NM** Négatif Moyen
- NP** Négatif Petit
- EZ** Environ Zéro (ou ZR Zéro)
- PP** Positif Petit
- PM** Positif Moyen
- PG** Positif Grand

Un nombre de valeurs linguistiques supérieur à sept n'apporte en général aucune amélioration au comportement du système. Par contre, un tel choix compliquerait la formulation des règles d'inférences. Les fonctions d'appartenance peuvent être symétriques, régulièrement distribuées ou avoir une distribution non uniforme. Il est important d'éviter le vide (lacunes) ou grand chevauchement de deux ensembles voisins, ceci provoque des zones de non-intervention (zones mortes), ce qui conduit à une instabilité de la sortie. De même, il faut éviter un chevauchement trop important car il conduit à un aplatissement des caractéristiques de l'application. [God-96]

Pour les formes de fonction d'appartenance, le plus souvent, on utilise des formes trapézoïdales ou triangulaires. Il s'agit des formes les plus simples, composées par morceaux de droites. Dans la plupart des cas, ces deux formes sont suffisantes pour délimiter des ensembles flous.



**Figure III.4:** a) Fonctions d'appartenance de forme trapézoïdale ; b) Fonctions d'appartenance de forme triangulaire; c) Fonctions d'appartenance de forme de cloche [Rob-97]

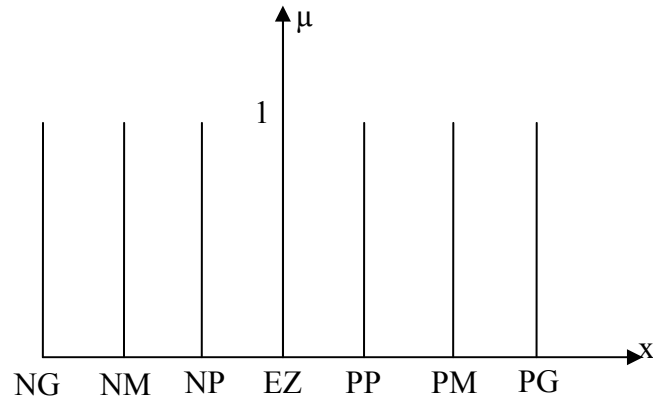


Fig.III.5 Sous ensembles flous de Sugeno

Il ne faut pas oublier qu'il est indispensable de créer les fonctions d'appartenance pour les variables de sortie. D'habitude, on les crée de la même manière que les fonction des entrées, c'est à dire en forme de triangle, de trapèze ou de cloche. Il est aussi possible de créer les sous-ensembles comme ceux de la de la figure III.4 qui désignent des valeurs précises. Ces sous ensembles sont connus dans la littérature comme les ensembles de Sugeno[God-96]

On peut utiliser ce type de fonction où on a des sorties précises (qui prend des valeurs binaires) qu'on ne peut pas les mettre sous des ensembles flous.

### III.4.3 inférences floues

Les inférences lient les grandeurs mesurées et les variables de sortie par des règles linguistiques. Ces règles sont combinées en utilisant les connections *et* et *ou*.

Les règles d'inférences peuvent être décrites de plusieurs façons. Linguistiquement, on écrit les règles de façon explicite comme dans l'exemple suivant :

✚ Si (l'hydrogène augmente) avec (l'augmentation de l'acétylène) ALORS on a une décharge par Arc.

Symboliquement, il s'agit au fait d'une description linguistique où l'on remplace la désignation des ensembles flous par des abréviations. Dans ce cas nous allons considérer par exemple un système flou avec n règles linguistiques

$$\text{Si } x = A_1 \text{ et } y = B_1 \text{ alors } z = C_1$$

$$\text{Si } x = A_2 \text{ et } y = B_2 \text{ alors } z = C_2$$

..

$$\text{Si } x = A_n \text{ et } y = B_n \text{ alors } z = C_n$$

Ou x, y et z sont des variables linguistiques qui représentent les variables d'état du processus et les variables  $A_i$ ,  $B_i$  et  $C_i$  ( $i=1,n$ ) sont les sous ensembles flous définis dans les ensembles de références pour x, y, z respectivement. [God-96]

On peut former une matrice d'inférence qui rassemble toutes les règles d'inférences sous forme de tableau (Tab.III.1). Dans le cas d'un tableau à deux dimensions, les deux entrées du tableau représentent les ensembles flous des variables d'entrées. L'intersection d'une colonne et d'une ligne donne l'ensemble flou de la variable de sortie définie par la règle. Il y a autant de cases que de règles

**Tab. III.1** Exemple d'un tableau d'inférence

x	y				
	NG	NP	Z	PP	PG
NG	NG		PG		
NP		NG	PP		
Z			Z		
PP			PG	PG	
PG			NG		PG

**NG** Négatif Grand

**NP** Négatif Petit

**Z** Zéro

**PP** Positif Petit

**PG** Positif Grand

Dans un espace d'entrées/sorties, le cardinal d'un ensemble de termes détermine le nombre maximum de règles de l'application par logique floue qu'on peut construire. Dans le cas d'un système à deux entrées et une seule sortie, si les cardinaux de ses entrées sont respectivement n et m, alors le nombre de règles maximum est n x m. [God-96, Rob-97]

### III.4.3.1 Opérateurs de la logique floue

Puisque les fonctions caractéristiques des ensembles flous sont graduelles, l'extension de certains opérateurs définis sur les ensembles de la logique classique aux cas des ensembles flous pose certaines difficultés. Donc, il n'est pas possible d'appliquer directement la logique booléenne qui manipule des ensembles à fonctions caractéristiques binaires. Pour pallier à ce problème, sont introduites quelques définitions d'outils nécessaires au traitement des ensembles flous. [Rob-97].

Il existe plusieurs lois de composition, mais la plus couramment utilisés est la suivante :

- Quand des conditions sont liées par une logique "ou", on considère le degré d'appartenance **maximum** parmi les conditions d'entrée.
- Quand des conditions sont liées par une logique "et", on considère le degré d'appartenance **minimum** parmi les conditions d'entrée.

Alors, les opérateurs flous « OU », « ET » et « ALORS » appliqués aux deux ensembles flous sont définis à l'aide de leurs fonctions d'appartenance de la manière suivante : [Ahm-04]

- Opérateur ET : il est réalisé par plusieurs méthodes. On se limite à celle du produit des deux degrés d'appartenance  $\mu(x_1)$  et  $\mu(x_2)$  des deux ensembles flous en question soit :

$$\mu(x_1, x_2) = \mu(x_1) \cdot \mu(x_2)$$

- Opérateur OU : La réalisation de cet opérateur se fait par exemple par la formation de la moyenne arithmétique des deux degrés d'appartenance  $\mu_{1i}(x_1)$  et  $\mu_{2j}(x_2)$  des deux ensembles flous i et j de  $x_1$  et  $x_2$  respectivement, c'est-à-dire :

$$\mu(x_1, x_2) = [\mu(x_1) + \mu(x_2)]/2$$

- Opérateur ALORS : Elle permet d'évaluer le degré de vérité des propositions floues, elle est réalisée par plusieurs méthodes telles que le produit des deux fonctions d'appartenance  $\mu_{1i}(x_1)$ , et  $\mu_{2j}(x_2)$  des deux ensembles flous i et j de  $x_1$  et  $x_2$  respectivement, c'est-à-dire :

$$\mu(x_1, x_2) = \mu(x_1) \cdot \mu(x_2)$$



Les opérations minimum et maximum présentent l'avantage de la simplicité lors du calcul, par contre, elles privilégient l'une des deux variables. Les opérations de produit et valeurs moyennes sont plus complexes à calculer mais elles produisent un résultat qui tient compte des valeurs des deux variables.

### III.4.3.2 méthodes d'inférences floues

Il existe plusieurs possibilités pour réaliser les opérateurs qui s'appliquent aux fonctions d'appartenance. On introduit la notion de méthode d'inférence, qui dépend des relations utilisées pour réaliser les différents opérateurs dans une inférence, permettant ainsi un traitement numérique de cette dernière. On cite les trois méthodes d'inférences les plus usuelles : Max-Min, Max-Produit et Somme Produit et on se limite à définir cette dernière qui est la plus utilisée. [God-96]

#### -Méthode de somme produit

La méthode d'inférence somme-produit réalise, au niveau de la condition, l'opérateur « ou » par la formation de la somme, plus précisément par la valeur moyenne, tandis que l'opérateur « ET » est réalisé par la formation du produit.

La conclusion de chaque règle, précédée par « ALORS », liant le facteur d'appartenance de la condition avec la fonction d'appartenance de la variable de sortie par l'opérateur « ET », est réalisée par la formation du produit. L'opérateur « OU » qui lie les différentes règles est réalisé de nouveau par la formation de la moyenne arithmétique. Pour mieux comprendre on va traiter l'exemple suivant [Buh-94, Ahm-04, Bag-99].

Soit les deux entrées  $x$  et  $y$ :  $x=0.44$ ,  $y=-0.67$

Si  $x$  est positif grand (PG) et  $y$  et environ zéro (EZ) alors  $z$  est EZ

Si  $x$  est EZ ou  $y$  et négatif grand (NG) alors  $z$  est NG

Avec les valeurs d'appartenance  $\mu_{PG}(x=0.44)=0.67$ ,  $\mu_{EZ}(y=-0.67)=0.2$   
 $\mu_{EZ}(x=0.44)=0.33$ ,  $\mu_{NG}(y=-0.67)=0.67$

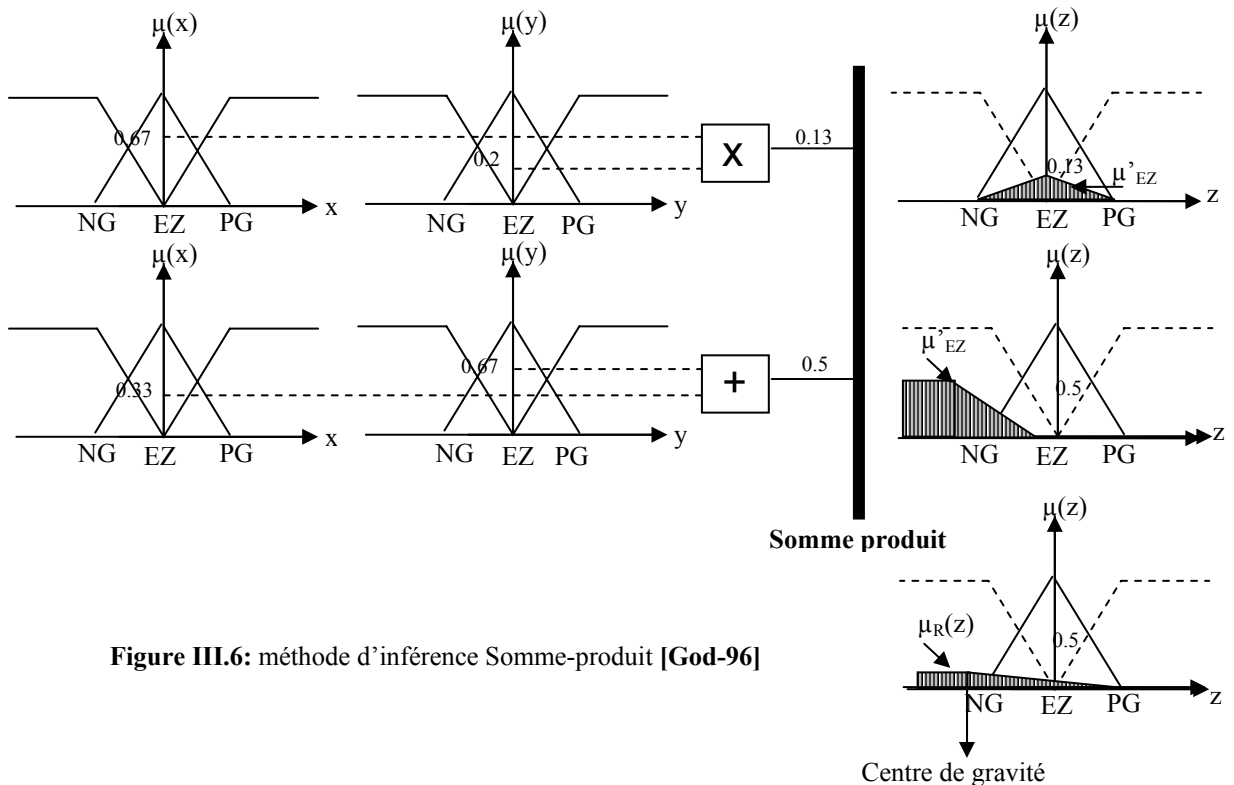


Figure III.6: méthode d'inférence Somme-produit [God-96]

La première règles d'inférence se réalise par le produit de deux fonctions d'appartenance  $\mu(x)$  et  $\mu(y)$ , ce produit nous donne 0.13. Tandis que la deuxième règle sera réalisée par la moyenne arithmétique des deux fonctions d'appartenance  $\mu(x)$  et  $\mu(y)$  ce qui nous donne 0.5.

La fonction d'appartenance résultante  $\mu_R(z)$  s'obtient par la formation de la valeur moyenne de deux fonctions d'appartenance de sorties partielles

#### III.4.4. Defuzzification

Comme on l'a vu, les méthodes d'inférences fournissent une fonction d'appartenance résultante  $\mu(z)$  pour la variable de sortie  $z$ . Il s'agit donc d'une information floue, il convient de la transformer en une grandeur précise.

La transformation d'une information floue en une information déterminée est la défuzzification (concrétisation). Pendant cette étape se fait la déduction de la grandeur de sortie numérique à partir de l'inférence floue, il s'agit de calculer à partir des degrés d'appartenance à tous les ensembles flous des variables d'entrées et des ensembles flous de la variable de sortie, une valeur numérique de la variable de sortie. Parmi les stratégies de défuzzification, nous citons la méthode de centre de gravité, la méthode de valeur maximale et la méthode de moyenne pondérée. [Buh-94]

**Technique du maximum** est la plus simple, elle consiste à ne considérer, pour chaque sortie, que la règle présentant le maximum de validité, c-à-d que la valeur de sortie est définie par la valeur maximale des variables floues de sortie.

Cette méthode est simple à appliquer mais, étant basée sur l'opérateur **maximum**, elle privilégie une seule règle parmi celles présentes, et ignore les règles secondaires qui peuvent néanmoins être importantes pour le fonctionnement et la stabilité du système. Elle est peu employée. [God-96, Buh-94]

**Technique de la moyenne pondérée** est plus évoluée. Elle considère, comme valeur de sortie, la moyenne des valeurs préconisées par chaque règle, pondérées par leurs degrés respectifs de validité. [God-96]

**Technique du centre de gravité** est plus performante : il s'agit de calculer le centre de gravité de la fonction d'appartenance de la variable de sortie.

Le calcul du centre de gravité permet bien d'obtenir une seule valeur pour la grandeur de sortie. Son calcul est cependant relativement complexe puisqu'il nécessite le calcul d'une intégrale, ou dans le cas simple de fonctions d'appartenance en raies (ig. III.5), d'une somme pondérée. [Buh-94]

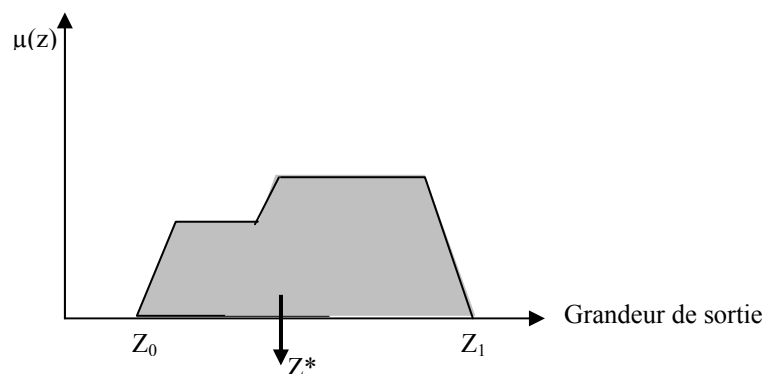


Fig. III.7: Défuzzification par centre de gravité

L'abscisse de centre de gravité  $Z^*$  peut être déterminé à l'aide de la relation générale:

$$z^* = \frac{\int_{Z_0}^{Z_1} z\mu(z)dz}{\int_{Z_0}^{Z_1} \mu(z)dz}$$

L'intégrale au dénominateur donne la surface, tandis que l'intégrale au numérateur correspond au moment de la surface. [Bel-01]

Dans le cas d'un univers de discours discret, cette méthode donne :

$$z^* = \frac{\sum_{i=1}^n \mu(z_i) \cdot z_i}{\sum_{i=1}^n \mu(z_i)}$$

Avec :

$n$  : nombre des niveaux de quantification.

$Z_i$  : la valeur de la sortie pour le niveau  $i$ . [Zid-04]

### III.5 Conclusion

Sans grand risque de se tromper on peut affirmer que la logique floue va prendre de plus en plus de place dans plusieurs applications. Cette affirmation est motivée par le fait que ce principe ne nécessite pas de modèle du système à étudier et qu'il utilise les connaissances de l'opérateur (expert).

La logique floue s'avère donc plus efficace que les méthodes traditionnelles dans les cas suivants :

- ✚ Pour les systèmes complexes dans lesquels la modélisation est difficile, voire impossible,
- ✚ Pour les systèmes contrôlés par des experts humains, où l'observation humaine est à l'origine d'entrées ou de règles de contrôle du système,
- ✚ Pour les systèmes ayant de nombreuses entrées/sorties continues ou discontinues et des réponses non linéaires,
- ✚ Dans tous les domaines où un "flou" persiste, notamment dans le domaine de l'économie, des sciences naturelles et des sciences humaines [Rob-97]

**Désavantage :**

- ✚ Possibilité d'apparition de règles d'inférence contradictoires.
- ✚ Approche artisanale et non systématique (il est souvent difficile d'implanter les connaissances de l'opérateur) [Rob-97]

### **Références bibliographiques**

- [Ahm-04]; Ahmed M Ibrahim, « *Fuzzy logic, for embedded systems application*»; -Elsevier science, USA, 2004.
- [Bag-99] ; L. Baghli, « *Contributi »on à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux neurones et des algorithmes génétiques* », thèse de Doctorat, l'université Henri Poincaré, France 1999.
- [Bel-01] ; Belarbi Keltoum, « *Optimisation floue, neuronale et neuro-floue d'un système de pompage photovoltaïque entraîné par différentes machines* », mémoire de magistère, université de Batna,2001.
- [Buh-94] ; H. Buhler, « *Réglage par logique floue* », presses polytechniques romandes, Lausanne, Suisse 1994.
- [God-96] ; Jelena Godjevac, « *Idées nettes sur la logique floue* », première édition polytechniques et universitaires, romandes, Lausanne, Suisse.1996
- [Rob-97] ; Papanicola Robert, « *Contrôleur De Stores Intelligent A Logique Floue* », Sciences Industrielles. Lycée Jacques Amyot , France,1997
- [Sye-00]; Syed Mofizul Islam, Tony Wu and Gerard Ledwic, « *A Novel Fuzzy Logic Approach to Transformer Fault Diagnosis* », , Article IEEE Transactions and Dielectrics and Electrical Insulation, April 2000.
- [Zid-04] ; F. Zidani, « *Application d'un contrôleur flou dans une CV-OFR pour une machine asynchrone* », thèse de doctorat, université de Batna, 2004.

## II.1 Introduction

Malgré la puissance grandissante des calculateurs et la mise en œuvre d'approches théoriques de plus en plus sophistiquées; plusieurs problèmes sont posés dans le cadre de ces recherches résistant encore aux algorithmes et aux méthodes classiques. Ces problèmes sont souvent dépendant de l'environnement et ne répandent pas à des modèles physiques connus. [Yed-98]

A première vue, la biologie et la science de l'ingénieur n'ont rien en commun, et pourtant nous pouvons au moins affirmer que les connaissances en biologie constituent un terrain d'inspiration de certains domaines de la science de l'ingénieur. Le rêve de créer une machine dotée d'une forme d'intelligence est présente depuis fort longtemps dans l'imagination humaine. Comment l'homme fait-il pour penser, raisonner ou même éprouver des sentiments? Des recherches menées par des scientifiques ont aboutis à l'étude des réseaux de neurones formels. [Riv-96, Clau-98]

Les réseaux de neurones formels sont des systèmes de traitement de l'information dont la structure s'inspire de celle du système nerveux. Leurs deux grands domaines d'application sont d'une part la modélisation biologique, et d'autre part, la réalisation de machines destinées à effectuer des tâches auxquelles les ordinateurs et les outils traditionnels semblent moins bien adaptés que les êtres vivants, telles que des tâches perceptives et motrices. [Riv-96]

Les applications des réseaux de neurones formels à la reconnaissance de formes et à la classification ont-elles pris une place importante au sein des réalisations industrielles. Dans le domaine du traitement du signal et de l'automatique, les années 90 ont été marquées par des avancées significatives tant du point de vue fondamental que du point de vue des applications industrielles, signe incontestable de la maturation de ces outils [Riv-96]

Dans ce chapitre nous allons présenter les réseaux de neurones à apprentissage supervisé, et nous allons exposer les méthodes les plus utilisées pour l'apprentissage de ce type de réseaux et qui nous permettrons d'entamer notre étude.

## III.2 Un peu d'histoire

Le début des premiers travaux associés à cette étude s'est déroulé dans les années 40. MC Culloch et Pitts [Yed-98] ont inventé le premier « neurone artificiel », ils font alors une description d'un système simple décrivant les propriétés du système nerveux.

Un peu plus tard, Donal Hebb (1949) [Clé-90], psychologue canadien, tentait d'expliquer les effets d'apprentissage, de mémoire et de conditionnement à partir d'un groupe de cellules.. Après la publication de cette théorie, Rosemblat dans les années (1960) [Clé-90] présente le « Perceptron »; ce réseau qui était capable de prendre de bonnes décisions en classification, a montré son aptitude devant les problèmes non linéaires.

Dans la même période B.Widrow, [Tou-92, Mok-04] dans le cadre du traitement du signal, analyse une loi d'apprentissage proche de celle du Perceptron (loi de Widrow-Hoff) et construit *Adaline* qui sera utilisée - en version multiple *Madaline*-- pour apprendre à atténuer le bruit des lignes téléphoniques, celle ci est à l'origine de l'algorithme de rétro-propagation de gradient Nilsson (1965) [Tou-92] publie la « *machine learning* » qui construit les fondements mathématiques de l'apprentissage automatique pour la reconnaissance de formes. Ensuite Papert et Minsky [Mok-04, Yed-98], ont démontré clairement les limites du perceptron, et la nécessité de plusieurs couches identiques à celui-ci pour résoudre les problèmes les plus complexes.

Durant les années 70, [Tou-92, Yed-98] les réseaux de neurones semblent être oubliés à jamais. C'est l'évolution des systèmes informatiques et leur disponibilité qui permettent plus facilement la simulation de réseaux de neurones au début des années 80 [Tou-92, Clé-90]. De nouvelles découvertes contribuent au retour de cette approche comme par exemple, le modèle de Hopfield [Kar-92] (les mémoires associatives) qui sont des réseaux à apprentissage non supervisé à architecture généralement interconnectée. S Amari, J. Anderson et T. Kohonen ont apporté des modèles très intéressants mais ces derniers se sont heurtés aux problèmes d'instabilité et de concept liée aux systèmes dynamiques, il a fallu attendre 1982 où J. Hopfield et MA cohen et S Grossberg , [Kar-92,Clé-90, Tou-92] ont définitivement réglé le problème de stabilité des réseaux dynamiques en se basant sur la théorie de l'évolution de système physique vers l'équilibre. [Yed-98].

Le plus grand événement qui est venu propulser les réseaux de neurones par la suite est les résultats du travail de groupe de chercheurs de l'université de Stanford Rumelhart, ce travail a permis la résolution des vieux problèmes en mettant en œuvre l'algorithme d'apprentissage de Back-propagation.[Tou-92]

Vers la fin des années 1980, on peut dire que les réseaux de neurones sont devenus un domaine de recherche attractif, qui réunit autour d'une thématique commune des mathématiciens, des psychologues, des physiciens, des biologistes, des ingénieurs et des informaticiens. [Mok-04, Yed-98,Tou-92]

### Actuellement

Dans le monde, et en particulier aux U.S.A., l'intérêt pour les réseaux de neurones a démarré plus tôt. Dès 1986, de 600 à 2000 visiteurs participent aux quelques grands congrès annuels. Au niveau commercial, la figure III.1 montre que plus de 200 compagnies sont aujourd'hui impliquées dans des développements d'applications connexionnistes.[Tou-92, Mok-04]

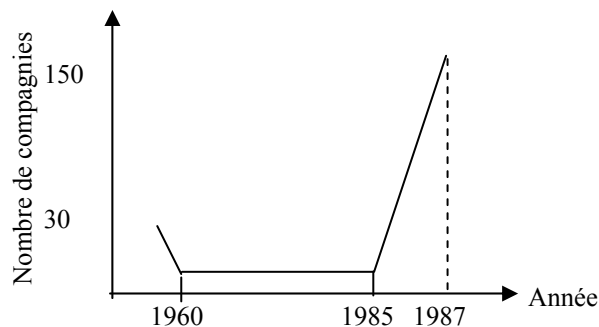


Fig.III.1. Evolution du nombre de compagnies proposant des produits connexionnistes

Les prévisions du marché se chiffrent déjà en dizaines de millions de dollars. Il devrait dépasser les 100 millions de dollars dès 1992. [Tou-92, Mok-04]

### I-3 Le neurone biologique

La connaissance de la structure interne du cerveau biologique et la compréhension de son fonctionnement à été d'une extrême importance pour l'émergence des réseaux de neurones artificiels [Yed-98]. Nous présentons dans ce qui suit un bref aperçu sur le neurone biologique et son fonctionnement.

### I-3-1 définition

Le neurone est l'unité de base du système nerveux central. Celui-ci en posséderait environ cent milliards, il présente des caractéristiques qui lui sont propres et se retrouvent au niveau de cinq fonctions spécialisées qu'ils assurent

- Recevoir des signaux en provenance de neurones voisins
- Intégrer ces signaux
- Engendrer un flux nerveux
- Le conduire
- Le transmettre à un autre neurone capable de le recevoir. [Clé-97]

### I-3-2 Anatomie du neurone

Le neurone est une cellule constituée principalement de trois parties: dendrites, le corps cellulaire et l'axone

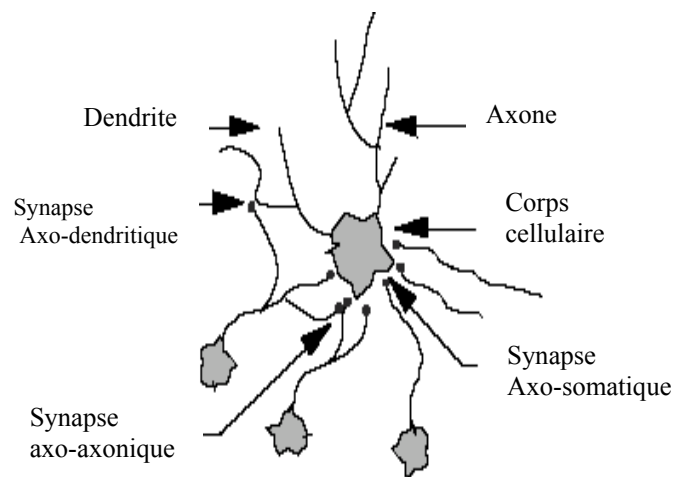
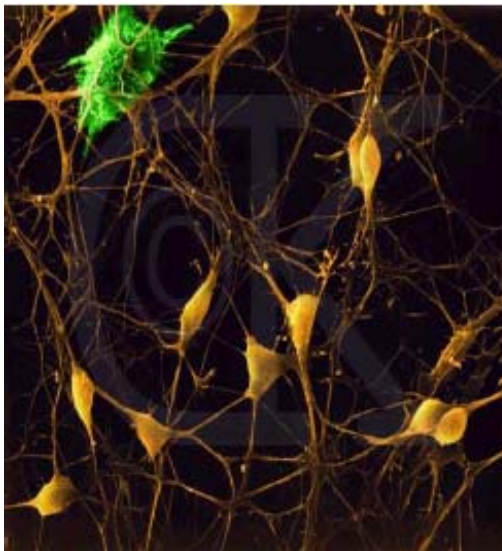


Fig.I-2 Le neurone biologique [Gal-01, Tou-92]

#### a) Les dendrites

Elles sont des fines extensions tubulaires. Elles se ramifient, ce qui les amène à former une espèce d'arborescence autour du corps cellulaire. Cette partie collecte des signaux venant d'autres cellules ou de l'extérieur. La réception des signaux en provenance des autres neurones se fait par des points de contacts appelés synapses. Ces informations, qui ne sont rien d'autre que des impulsions électriques, sont par la suite acheminées vers le corps cellulaire.

#### b) Le corps cellulaire

Il contient le noyau du neurone, recueille les informations reçues et en fait une sommation dite « spatio-temporelle », si le potentiel somatique dépasse un certain seuil, il y a émission d'un potentiel d'action appelé « spike » qui correspond à une oscillation électrique très brève.

### c) L'axone

Il sert comme moyen de transport pour les signaux émis par le neurone (l'information traitée) vers l'extérieur, et répartie sur les synapses de neurones cibles grâce à l'arborescence terminale que possède l'axone. Il se distingue des dendrites par sa forme et par les propriétés de sa membrane externe, en effet il est généralement plus long que les dendrites et se ramifie à son extrémité, là où il communique avec d'autres neurones. [Yed-98, Mok-04, Clé-97].

### I-4 Le neurone artificiel

Les réseaux de neurones biologiques réalisent facilement un certain nombre d'applications telles que la reconnaissance de formes, le traitement du signal, l'apprentissage par l'exemple, la mémorisation, la généralisation. Ces applications sont pourtant, malgré tous les efforts déployés en algorithmique et en intelligence artificielle, à la limite des possibilités actuelles. C'est à partir de l'hypothèse et le comportement intelligent des éléments de base du cerveau que les réseaux de neurones artificiels se sont développés. Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles, qui peuvent être décrits par leurs composants, leurs variables descriptives et les interactions des composants.[Tou-92,Blo-03]

Une simple sommation des signaux arrivant au neurone (ces signaux sont communément appelés les *entrées* du neurones) et comparée à un seuil. De la comparaison est déduite la sortie du neurone. Cette sortie sera par exemple égale à 1 si la somme est supérieure au seuil et à 0 dans le cas contraire. Plus formellement encore, il suffit pour obtenir ce comportement de soustraire le seuil considéré à la somme des entrées, et de faire passer le résultat par la *fonction de transfert* du neurone. Le résultat après transfert est alors la sortie du neurone. Cet enchaînement "sommation" puis "non-linéarité" représente finalement les propriétés "physiques" du neurone. [Yed-98, Mok-04, Tou-92]

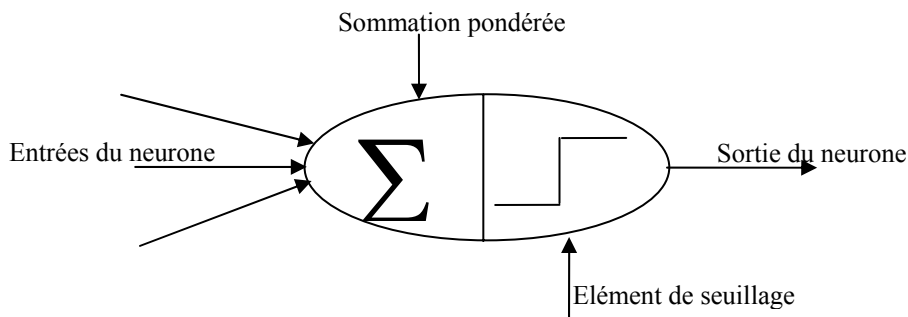
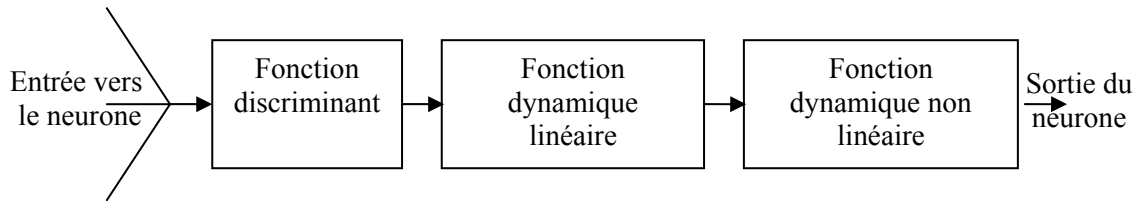


Fig.III.3 : le modèle de MC culloch et Pitts [Yed-98]

Le fonctionnement de neurone formel est alors :

$$S = f\left(\sum_{i=1}^n W_i X_i\right) \quad (I-1)$$





**Fig.III.4** : Schéma symbolique des différentes fonctions mathématiques à l'intérieur d'un neurone formel [Yed-98]

### III.4.1 Fonction discriminant

Cette fonction appelée aussi fonction de base (Basis fonction) définit l'activité de neurone. En général on utilise la fonction linéaire LBF (Linear Basis Function) pour améliorer les performances du réseau. D'autres formes de fonction discriminant non linéaire ont été élaborées offrant ainsi aux réseaux des meilleures possibilités et un large champs d'application.[Yed-98]

Nous citons ci-dessous les fonctions de base les plus utilisées :

#### a) Fonction de base linéaire LBF (Linear Basis Function)

Cette fonction est une sommation pondérée des entrées vers le neurone. Sa forme est en général défini par :

$$\phi(x;w)=X^T W \quad (I-2)$$

X matrice des entrées qui viennent de l'extérieur ou de la part des autres neurones

W matrice de poids

En plus de son efficacité, cette fonction est la plus simple à implémenter. [Yed-98]

#### b) Fonction de base radiale RBF (radial basis function)

Dans les réseaux utilisant cette fonction de base ; les poids w sont présentés comme étant les centroides de chaque classe de l'espace d'entrée

$$\phi(x;w) = \frac{\|x - w\|^2}{2} \quad (III.3)$$

ou w sont les poids synaptiques et x les entrées.

En effet cette fonction sert à effectuer un échantillonnage de l'espace des entrées où chaque groupe de poids synaptiques présente une concentration de données. [Mok-04,Yed 98]

#### c) Fonction de base elliptique EBF (Elliptic Basis Function)

La forme de ce discriminant est une généralisation de la fonction de base radiale

$$\phi(x;w) = \sum \alpha_k (x - w)^2 + \theta \quad (III.4)$$

Celle-ci a une forme modulée par des paramètres  $\alpha_k$  et dotée d'un biais  $\theta$ . Ces paramètres font qu'elle ne soit pas forcément symétrique.

Cette fonction conserve cependant les mêmes caractéristiques que la précédente, mais elle est très dépendante des paramètres qui déterminent les formes de zones de regroupement de données dans l'espace des entrées. [Yed-98, Mok-04]

### I-4-2 Fonction dynamique linéaire

Ce bloc détermine la dynamique du réseau. Dans le cas général, cette fonction est régie par l'équation différentielle du 1<sup>er</sup> ordre

$$a_0 \dot{x}_i(t) + a_1 x_i(t) = y_i(t) \quad (\text{III.5})$$

ou  $x_i$  est l'activation de  $i^{\text{ème}}$  neurones, c'est le résultat de la fonction discriminante,  $y_i$  est la sortie du système dynamique et  $a_i$  sont des paramètres. Cette équation reflète l'activité électrique réelle du neurone, à savoir la charge et la décharge de potentiel.

Un réseau statique représente un cas particulier, où le 1<sup>er</sup> terme de l'équation sera nul. [Yed-98, Mok-04]

### III.4.3 Fonction du transfert (fonction non dynamique non linéaire)

Pour rendre l'activité du neurone bornée, une non linéarité est donc nécessaire. La première fonction qui a été proposée est la fonction seuil, cette fonction, qui délivre une sortie binaire, n'est mathématiquement pas adaptée à certaines opérations notamment la différentiation qui est nécessaire pour l'amélioration des paramètres internes du réseau dans la plupart des cas.

Pour cela, la fonction d'activation doit être continue, dérivable et monotone, dont les plus courantes (Fig.III.5), sont les fonctions de forme (S). On remarquera qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle  $[0, +1]$  (ou  $[-1, +1]$ ). [Tou-92, Yed-98, And-01]

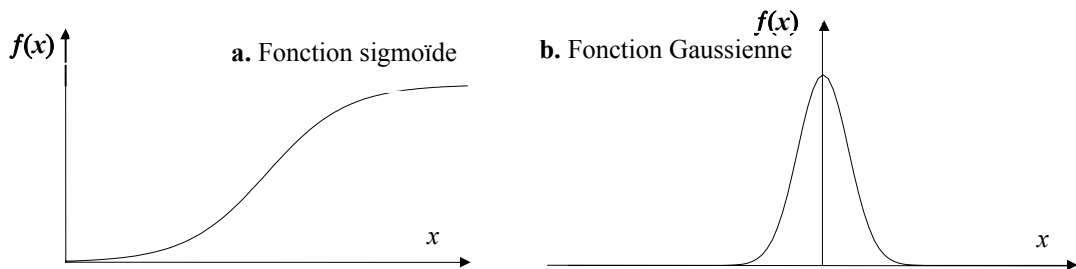


Fig. I-5 Allure de quelques fonctions d'activation [Tou-92]

### III.5 Classification des réseaux de neurones

La figure III.6 résume les trois différentes possibilités suivant lesquelles on peut classer les réseaux de neurones.

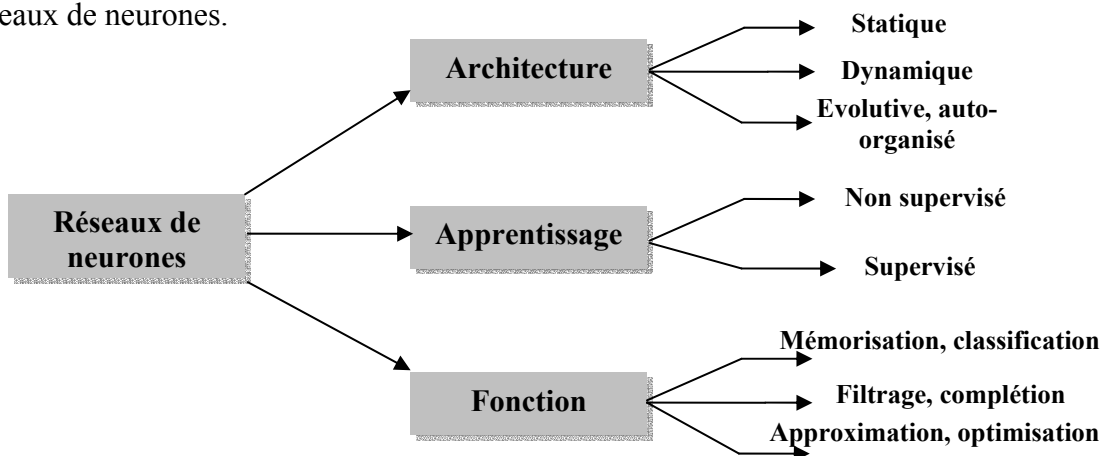


Fig.III.6 Les différentes possibilités de classification des réseaux de neurones [Yed-98]

### III.5.1 Architecture

L'architecture définit le fonctionnement du réseau, il existe trois types de réseaux à architectures différentes

#### a) Réseaux statiques

Ce type de réseaux est organisé généralement en couches de neurones ; chaque neurone d'une couche reçoit ces entrées à partir de la couche précédente ou de l'entrée du réseau. Dans de tels réseaux, il n'existe pas de « feedback » (retour) d'information.

Ces réseaux peuvent être utilisés pour les problèmes de classification ou d'approximation de fonction non linéaire complexes. [Yed-98]

#### b) Réseaux dynamiques

L'introduction de feed-back entre les neurones, rend le réseau dynamique. Cette structure dynamique est modélisée par le deuxième bloc de la Figure III.4 et est gouvernée par l'équation III.5.

Au début, ces réseaux étaient souvent utilisés pour les problèmes de classification et de mémorisation. Actuellement, dans plusieurs travaux, la structure interne dynamique de ces réseaux est exploitée pour l'identification ou la commande de systèmes dynamiques. [Yed-98, Mok-04]

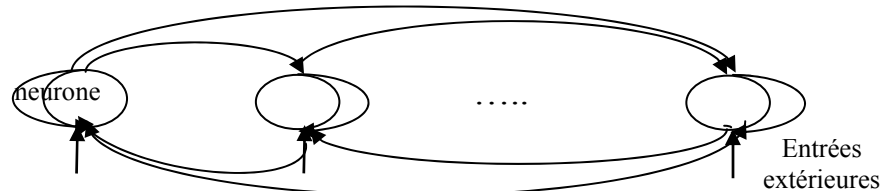


Fig. III.7 Architecture générale d'un réseau dynamique

#### c) Réseaux à architecture auto-organisée

Les réseaux auto organisés sont des réseaux de neurones qui changent leur structure interne pendant l'utilisation. Ainsi les neurones se regroupent topologiquement suivant la représentation des exemples issus de l'espace d'entrée. [Yed-98]

### III.5.2 Apprentissage des réseaux de neurones

*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.*

Son objectif est l'amélioration des performances futures du réseau, sur la base d'une connaissance acquise au fur et à mesure des expériences passées ou encore une adaptation des poids de façon à ce que le réseau apprend le comportement du processus, via une base de données acquise on-line (en temps réel) ou off-line (en temps différé). Et comme l'information que peut acquérir un réseau de neurones est représentée dans les poids des connexions entre les neurones, l'apprentissage consiste donc à ajuster ces poids de manière à satisfaire un critère d'optimisation.

$$\text{Apprentissage} \equiv \frac{dW}{dt} \neq 0.$$

Il est souvent impossible de décider a priori des valeurs des poids des connexions d'un réseau pour une application donnée.

Au niveau des algorithmes d'apprentissage, on a défini deux grandes classes selon que l'apprentissage est supervisé ou non supervisé. Cette distinction repose sur la forme des exemples d'apprentissage. [Bag-99, Bel-01, Tou-92]

- *Apprentissage Supervisé* : Il se fait en présence d'un superviseur (teacher); l'utilisateur dispose d'un comportement de référence précis qu'il désire faire apprendre au réseau. Le réseau est donc capable de mesurer la différence entre son comportement actuel et le comportement de référence, et de corriger ses poids de façon à réduire cette erreur.
- *Apprentissage Semi-Supervisé* : l'utilisateur ne possède que des indications imprécises (par exemple, échec/succès du réseau) sur le comportement final désiré. Les techniques d'apprentissage semi-supervisé sont aussi appelées apprentissage par renforcement (*reinforcement learning*). En effet, on dispose souvent tout au plus d'une évaluation qualitative du comportement du système. Dans ce type d'apprentissage, le réseau rajuste ses poids synaptiques suivant un critère de performance. Celui-ci renforce les poids du réseau si le critère y est favorable et les punit dans le cas contraire.
- *Apprentissage non-supervisé* : L'apprentissage non supervisé nécessite la présence des entrées seulement. Les poids du réseau sont modifiés en fonction de critères internes comme la coactivation des neurones. Cet entraînement se fait sur la base d'informations locales existant aux niveaux des neurones et découvre les propriétés collectives qui existent entre les données sur la base desquelles le réseau doit s'organiser. Les comportements résultants de ces apprentissages sont en général comparables à des techniques d'analyse de données. On les appelle aussi *autoorganisation*. [Oso-98 ,Yed-98]

### III.6 RESEAUX DE NEURONES A APPRENTISSAGE SUPERVISEE

Le réseau à apprentissage supervisé représente la classe de réseaux de neurones qui a fait l'objet de plus grand nombre de travaux de recherche, et qui a connu une grande évolution depuis le milieu de 1980, qui dure à nos jours. Des noms de réseaux comme le « *Perceptron* », l'« *ADALINE*, *MADALINE* » ou d'une manière générale les « Réseaux *Multicouches* » ; constituent maintenant des « classiques » dans le domaine de réseaux de neurones. [Kar-92,Yed-98]

#### III.6.1 Définitions

Ce type de réseaux a pour rôle de ramener le réseau vers le comportement désiré imposé par le superviseur, ceci se fait par la recherche du vecteur synaptique localement optimal  $W^*$ , parmi toutes les combinaisons possibles dans l'espace des poids, qui assurerait la meilleure approximation possible.

Il est nécessaire de déterminer, dans ce genre d'apprentissage, la fonction qui mesure l'écart entre les sorties désirées et celles fournies par le réseau. Cette fonction appelée *Fonction Objectif* constitue le critère à minimiser en agissant sur les poids synaptiques.[Tou-92]

Ce critère est en général une fonction de l'erreur entre la sortie désirée et la réponse du réseau.

$$E = \psi(Y_k - d_k) \quad (\text{III.6})$$

Où  $d_k$  est la sortie désirée et  $Y_k$  représente l'estimation du réseau (sortie du réseau).

L'apprentissage supervisé nécessite en général une grande quantité de données, que l'on regroupe dans un *ensemble d'exemples d'apprentissage*. Selon la technique d'apprentissage utilisée, d'autres ensembles de données sont aussi employés, notamment pour mesurer la validité de la solution trouvée par le réseau. On appelle ces données supplémentaires des *ensembles d'exemples de test* ou de *généralisation*. On appelle généralisation la capacité du réseau à réagir correctement lorsqu'on lui présente des entrées qui n'ont pas été vues lors de l'apprentissage. [Tou-92, Mok-04]

Un réseau peut trop se spécialiser à un ensemble d'apprentissage, ce type de comportement d'apprentissage va probablement mener à un problème de mauvaise généralisation (surapprentissage). Une façon d'éviter le surapprentissage est l'utilisation de la procédure de la validation croisée (*cross-validation*). Cette procédure consiste à diviser les données en deux ensembles distincts : un ensemble d'apprentissage et un ensemble de test. [Oso-98]

Ayant un même objectif, deux approches peuvent être faites pour ce type d'apprentissage. La première est basée seulement sur la validité de la décision du réseau représentée à sa sortie, ce type de réseaux est alors appelée (DBNN) *Decision Based Neural Networks* ou réseaux basés sur les décisions. La deuxième catégorie est, par contre, basée sur l'optimisation d'un critère parfois appelé fonction coût. La différence capitale entre ces deux entraînements, réside dans l'information que le superviseur doit fournir et de son utilisation. Dans la première approche, qui est basée sur la classification de chaque exemple, le superviseur doit juger si cette décision est correcte ou pas. Dans la seconde, qui est basée sur l'approximation ou l'optimisation, des valeurs exactes de la sortie désirée doivent être mises à la disposition du réseau. [Mok-04,Yed-98]

#### III.6.2 Réseaux de neurones bases sur la décision DBNN

##### III.6.2.1 Le Perceptron

Les unités du type "Perceptron" ont été proposées par Frank Rosenblatt [And-01, Yed-98]. Il est basé sur le modèle de MC Culloch et Pitts[And-01], et est capable de modifier ses poids en fonction des exemples que l'on veut lui faire apprendre. Il est à l'origine de plusieurs autres réseaux de neurones avec apprentissage supervisé par correction d'erreur.

Le modèle du Perceptron Multi-Couche (PMC) est devenu très connu, tout en étant associé à la règle d'apprentissage de la Rétro-Propagation.

Le terme Perceptron désigne aujourd'hui les réseaux de neurones statiques constitués d'une couche de neurone appelée, couche d'entrée reliée à un ou plusieurs neurones, appelés neurones de sortie. L'information à l'intérieur de ces réseaux, ne circule que dans un seul sens, de l'entrée vers la sortie. [Oso-98, Yed 98]

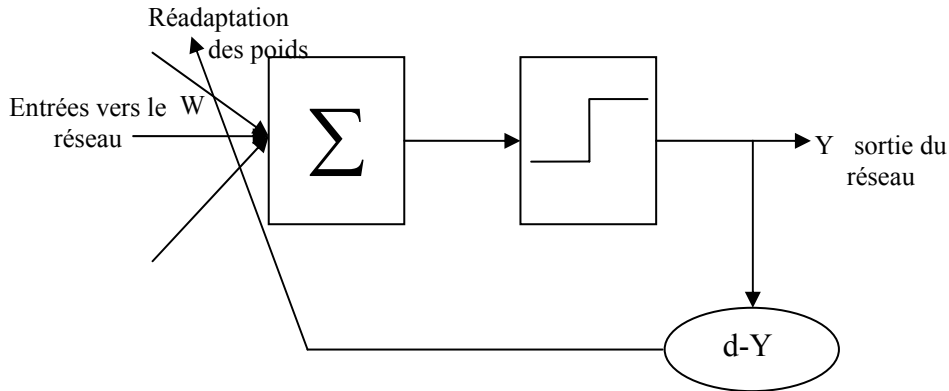


Fig. III.8 Structure du Perceptron linéaire et son entraînement. [Yed-98]

Un réseau basé sur la décision effectue la séparation entre deux zones de l'espace. La position de l'hyperplan séparant ces deux régions constitue les contours de décision. L'équation définissant cet hyperplan est la fonction appelée Discriminant  $\phi(x,y)$  qui, en fonction des poids synaptique, positionne cette séparation de sorte que le réseau puisse classier correctement chaque entrée de part ou d'autre par rapport a cet hyperplan.

Dans le cas du Perceptron linéaire, l'activité du neurone est définie par l'équation linéaire suivante :

$$net_i = \Phi(x, w) = \sum_{j=1}^n x_j w_j + \theta_i \quad (III.7)$$

Où  $w_{ij}$  représentent les poids synaptiques,  $\theta_i$  représente le biais,  $x_j$  les entrées [Yed- 98,And-01]

$j$  : nombre de neurones d'entrées,  $i$  nombres de neurones de sorties

La sortie est définie par la fonction seuil

$$s_i(net_i) = \begin{cases} 1 & net_i > 0 \\ 0 & net_i < 0 \end{cases} \quad (III.8)$$

où  $net_i$  est l'activation de ième neurone de sortie

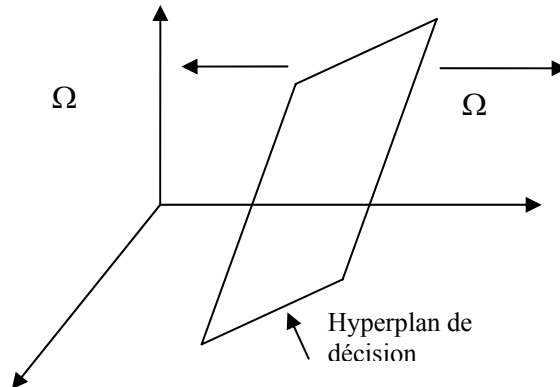


Fig. III.9 Le positionnement de l'hyperplan de séparation par la réadaptation des poids..

L'adaptation des poids sera comme suit :

$$W(t+1)=W(t)+\Delta W(t) \quad (III.9)$$

Dans le cas de Perceptron linéaire, on obtient :

$$\Delta W(t) = \eta e(t)x(t) = \eta(d(t) - y(t))x(t) \quad (III.10)$$

$\eta$  : appelé le taux d'apprentissage,  $d(t)$  la sortie désirée et  $y(t)$  la sortie de réseau .

Ainsi, en cas d'erreur deux possibilités peuvent se présenter

- si le vecteur d'entrée n'a pas été classé dans la classe  $\Omega$  où il devait normalement y être, les poids sont renforcés avec une proportion de cet exemple, afin que l'hyperplan soit positionné de sorte à l'admettre à l'intérieur de la classe  $\Omega$

$$w(t+1) = W(t) + \eta \Delta w(t) \quad (III.11)$$

- par contre, si le vecteur en entrée a été classé dans la classe  $\Omega$ , alors qu'il fait réellement partie d'une autre classe, les poids doivent subir un *Anti-renforcement* qui réajuste la région de décision, pour remettre cet exemple à l'extérieur.

$$W(t+1) = W(t) - \eta \Delta W(t) \quad (III.12)$$

L'entraînement du réseau se poursuit jusqu'à ce que la position de l'hyperplan de séparation permet à chaque exemple d'être correctement classé. [Yed-98]

### Inconvénients

Le Perceptron n'est efficace que pour les problèmes linéairement séparables. Dans le cas contraire, l'algorithme d'apprentissage ne convergera jamais. Une solution rapide, mais non précise, consiste à minimiser un critère permettant une position optimale de l'hyperplan de séparation. C'est le cas de L'ADALINE (*Adaptive Linear Neuron*) où la méthode des moindres carrée (LMS) est utilisée pour cela.

Par ailleurs, afin de former des espaces de classification non linéaire, il suffit de changer tout simplement la forme de la fonction Discriminant en une fonction non linéaire. Ainsi des fonctions de base radiale (RBF) ou elliptique (EBF) peuvent bien être utilisées. [Mok-04, Yed-98]

### III.6.2.2 ADALINE ET MADALINE (Adaptive Linear Element) (Multi-Adaptive Linear Element)

Ce type de réseaux trouve son application en tant qu'approximateur linéaire, l'architecture de l'ADALINE est la même que celle du Perceptron, à savoir une couche d'entrée connectée à une ou plusieurs sorties. Dans le cas de plusieurs sorties, il est appelé MADALINE (Multiple Adaptive Linear Element).

La différence de ce réseau par rapport au Perceptron classique, est qu'il est destiné à l'approximation de fonctions, sa sortie est linéaire. [Mok-04, Yed-98]

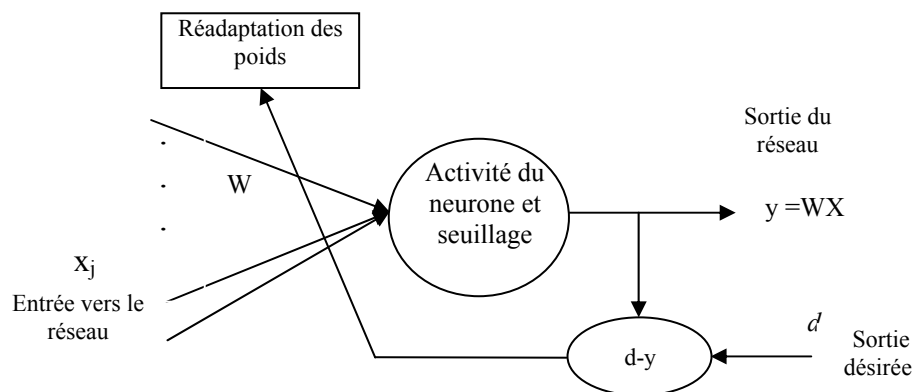


Fig. III.10 structure d'un réseau ADALINE et son principe d'apprentissage

### 1.6.2.3 Apprentissage de réseau DBNN

Pour un ensemble d'entrées-sorties, l'erreur globale entre les deux sorties, désirée  $d_j^k$  et celle du réseau de neurones  $y_j^k$  est calculée :

$$e_j^k = y_j^k - d_j^k$$

Tel que  $d_j^k$ , représente la réponse désirée d'un j ème élément pour la K ième entrée.

Le problème est donc d'ajuster les poids  $w$  afin de minimiser l'écart entre la sortie calculée et la sortie désirée. Deux méthodes d'ajustement de poids peuvent être utilisées pour la minimisation d'erreur :

#### a) Méthode des moindres carrés (LMS) (*Least Mean Square error*)

La LMS repose sur la minimisation d'un terme quadratique. :

$$(e)^2 = (D - W^T X)^2 \quad (\text{III.13})$$

D est le vecteur de sorties désirées, W est la matrice des poids, X est le vecteur d'entrées

Le réseau doit être entraîné sur plusieurs exemples, l'erreur doit donc être minimisée en moyenne sur tous ces exemples. Et afin de minimiser la somme moyenne E des erreurs on doit donc résoudre l'équation :

$$\frac{\partial}{\partial W} E[(e)^2] = 0 \quad (\text{III.14})$$

$$E[(e)^2] = E[D^2] - 2E[DX]W^T + WE[X^T X]W^T \quad (\text{III.15})$$

Posant R la matrice moyenne de l'auto-correlation entre les exemples d'entrées et P la matrice des inter-correlations entre les entrées et leurs sorties désirées

$$R = E[X^T X] \quad (\text{III.16})$$

$$P = E[DX] \quad (\text{III.17})$$

On obtient :

$$\frac{\partial}{\partial W} E[(e)^2] = -2P + 2WR = 0$$

D'où l'on tire le vecteur de poids optimal par :

$$W^* = PR^{-1} \quad (\text{III.18})$$

Cette méthode est basée sur l'estimation de la moyenne de toutes les entrées pour atteindre la solution optimale satisfaisant tous les exemples présentés au réseau.

B. Widrow a proposé une solution qui évite l'estimation de l'espérance. Pour cela l'algorithme agit à la présentation de chaque exemple en entrée. Ainsi il estime la trajectoire à prendre vers le point minimum à chaque présentation d'un vecteur d'entrée, c'est la méthode de descente de gradient. [Yed-98, Mok-04].

#### b) Méthode de descente de gradient

Cette méthode est utilisée afin de déterminer les adaptations qu'il faut apporter aux vecteurs des poids synaptiques à chaque présentation d'une entrée, afin de faire décroître l'erreur de sortie jusqu'à obtention de la solution optimale.

L'idée consiste à évaluer la valeur du gradient de la fonction (eq. III.13) pour quelques points W donnés dans la surface d'erreur. Cette mesure nous informe sur l'augmentation du terme d'erreur avec les poids correspondants. Pour faire diminuer l'erreur, il suffit donc d'aller dans la direction opposée du gradient.

L'erreur quadratique instantanée à chaque étape devient :

$$\zeta_t = \frac{1}{2} (e)^2 = \frac{1}{2} (d - y)^2 \quad (\text{III.19})$$



Afin de progresser dans le sens opposé du gradient, le taux d'adaptation des poids est donné par :

$$\Delta w^* = -\frac{\partial \zeta}{\partial w} = -ex \quad (\text{III.20})$$

et les poids adaptés :

$$w(k+1) = w_{ij}(K) + \eta(d_i - y_i)x_i \quad (\text{III.21})$$

$\eta$  le taux d'apprentissage, son rôle est de réguler la vitesse de convergence, et contrôler la stabilité de ce processus.

La première condition s'assure que le taux choisi n'est pas trop grand (sinon l'algorithme risque d'avoir un comportement oscillatoire), alors que la deuxième s'assure qu'il n'est pas trop petit (sinon l'algorithme a une convergence très lente). Les valeurs habituelles de pas sont comprises entre 0,1 et 0,7. [Yed-98, Mok-04].

L'amélioration des performances de ce réseau nécessite donc, l'introduction de non linéarité, ceci le rendra, entre autres, sensible à l'augmentation du nombre de couches. [Yed-98]

### III.6.3 Réseaux multicouches statiques

Contrairement au cas linéaire, il est intéressant d'élargir les structures vers des architectures multicouches permettant d'obtenir des réseaux plus puissants aptes à traiter des problèmes plus complexes.

Ce type de réseaux apparus en 1985, est aujourd'hui le modèle le plus employé. Ils sont constitués par des unités organisées en couches : une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées, et une couche de sortie. Les unités de la couche d'entrée reçoivent les signaux provenant de l'environnement, ces signaux représentent les informations traitées par le réseau. La couche de sortie rend disponible le résultat de l'activation du réseau à l'environnement extérieur. Enfin, les unités cachées, n'ont pas d'interaction directe avec l'environnement. [Tou-92, Oso-98, Mok-04]

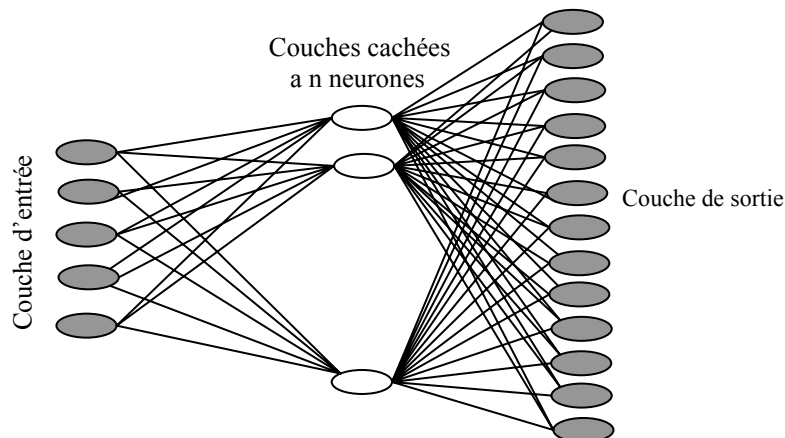


Fig. III.11 Réseaux multicouche.

Chaque unité génère une valeur de sortie qui est envoyée vers les unités auxquelles elle est connectée ou vers la sortie externe. La sortie d'une unité du réseau est obtenue à partir des équations suivantes :

Somme pondérée :

$$S_i = \sum_{j=1}^N W_{ij} \cdot X_j + \theta_i \quad (\text{III.22})$$

$\theta_i$  : Seuil de l'unité 'i'. Il peut être considéré comme un poids synaptique associé à une entrée toujours égale à 1, (biais).

Fonction d'activation (sigmoïde asymétrique) :  $Fa(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$

Fonction d'activation (tangente hyperbolique symétrique) :  $Fa(x) = \tanh(x)$

En utilisant la fonction d'activation du type sigmoïde asymétrique on obtient :  
Activation de l'unité :

$$A_i = Fa(S_i) = \frac{1}{1 + e^{-\sum w_{ij} \cdot x_j + \theta_i}} \quad \text{(III.23)}$$

avec :  $x_j$  : Valeur de l'entrée 'j' de l'unité en question. Cette valeur peut être originaire d'une entrée du réseau ou de la sortie d'une autre unité.

$w_{ij}$  : Poids associés à l'entrée 'j' de l'unité 'i'.

$\theta_i$  : biais.

$S_i$  : Valeur cumulée des entrées pondérées par les poids synaptiques de l'unité 'i'.

$A_i$  : Valeur obtenue à la sortie de l'unité 'i' après activation.

$Fa(S_i)$  : Fonction d'activation de l'unité i [Tou-92]

### III.6.3.1 Apprentissage d'un réseau multicouche

Le but essentiel est de minimiser le critère quadratique  $E = \sum_{i=1}^{n_i} (d - y_i)^2$  et cela pour qu'il soit

capable de reconnaître des exemples n'appartenant pas nécessairement à l'ensemble d'apprentissage.

Les possibilités de traitement des réseaux multicouches sont supérieures à celle du Perceptron. Pour la couche de sortie, on peut appliquer l'apprentissage du Perceptron, mais comment modifier les poids pour les connexions qui ne sont pas en relation avec un neurone de sortie ? Le problème est ramené à l'obtention d'une estimation de la valeur désirée pour chaque neurone de la couche cachée. La rétropropagation de gradient (*Back- Propagation Learning*) est une solution à ce problème. [Tou-92, Oso-98, Yed-98, Mok-04]

#### a) Back propagation (retro propagation)

C'est une technique de calcul des dérivées qui peut être appliquée à n'importe quelle structure. Dans cette méthode, de même que l'on est capable de propager un signal provenant des neurones d'entrées vers la couche de sortie, on peut, en suivant le chemin inverse, rétro-propager l'erreur commise en sortie vers les couches cachées, d'où le nom rétro propagation [Tou-92, Blo-03].

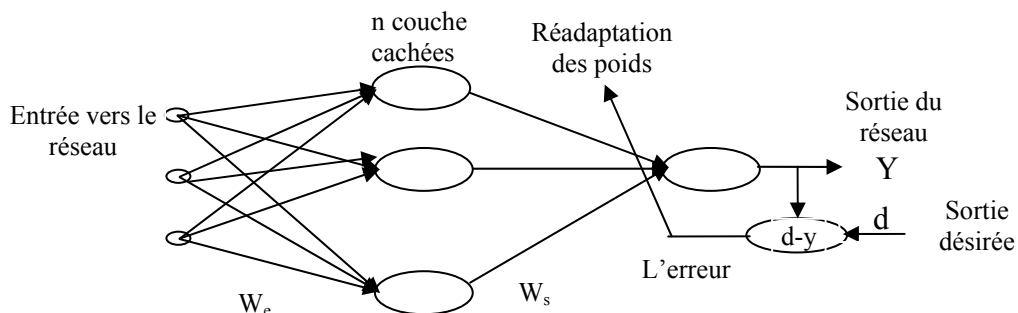


Fig. III.12 Principe de l'entraînement du réseau par rétro-propagation de l'erreur [Mok-04]

L'algorithme de la rétropropagation de gradient, bien que très simple à implanter, nécessite un certain savoir-faire pour une utilisation efficace. En effet, de multiples variables sont à ajuster précisément en fonction du problème traité. Parmi ces variables à fixer, citons par exemple: le taux d'apprentissage  $\eta$ , la sélection des exemples pour l'apprentissage et pour le test, l'ordre de présentation et les distributions relatives des exemples dans la base d'apprentissage, le choix du codage des informations en entrée et en sortie, la structure du réseau (limitation pratique du nombre de couches, taille de la couche cachée, la configuration initiale des poids, le nombre d'itérations d'apprentissage, ...) [Bag-99, Bel-01, Yed-98, Mok-04, Tou-92, Blo-03].

a-1 Back propagation basé sur la méthode de descente de gradient :

Cet apprentissage est réalisé par un algorithme de minimisation sur l'erreur estimée à partir des sorties du réseau. Cet algorithme réalise une descente du gradient de la surface d'erreur (Figure III.13). [Tou-92, Oso-98, Kar-92]

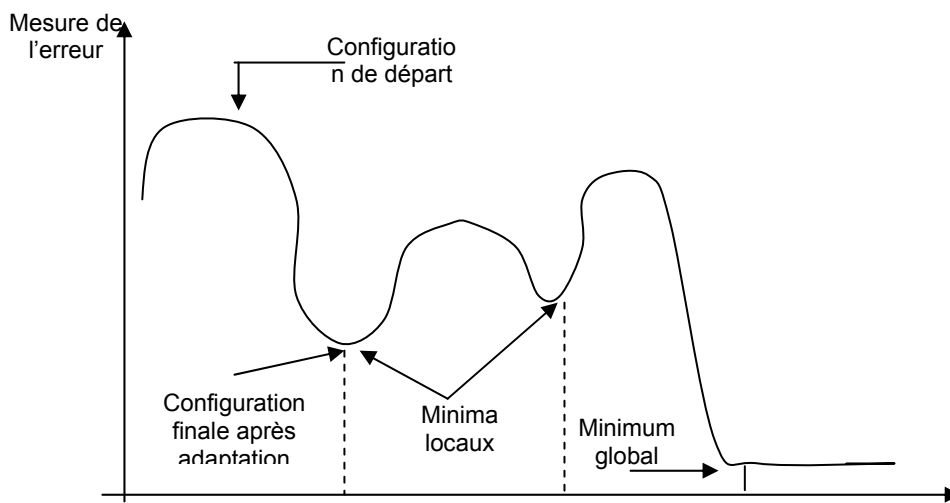


Fig. III.13 Descente de gradient sur une surface d'erreur et minima locaux

Erreur quadratique :  $E = \frac{1}{2} \sum_i (d_i - Y_i)^2$

Adaptation des poids synaptiques par descente du gradient :

$$\Delta W_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \tag{III.24}$$

Calcul du gradient de l'erreur par rapport aux poids synaptiques :

- Unité de sortie linéaire ( $Y_i = S_i$ ):

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial Y_i} \cdot \frac{\partial Y_i}{\partial W_{ij}} = \delta_i X_j$$

$$\frac{\partial E}{\partial Y_i} = -(d_i - Y_i) = \delta_i$$

$$\frac{\partial Y_i}{\partial W_{ij}} = X_j$$

$$\Delta W_{ij} = -\eta \delta_i \cdot X_j = \eta \cdot (d_i - Y_i) \cdot X_j \quad (\text{III.25})$$

- Unité de sortie avec une fonction d'activation non linéaire ( $Y_i = Fa(S_i)$ ):

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} &= \frac{\partial E}{\partial S_i} \cdot \frac{\partial S_i}{\partial W_{ij}} = \delta_i \cdot X_j \\ \frac{\partial E}{\partial S_i} &= \frac{\partial E}{\partial Y_i} \cdot \frac{\partial Y_i}{\partial S_i} = -(d_i - Y_i) \cdot Fa'(S_i) = \delta_i \\ \frac{\partial E}{\partial Y_i} &= -(d_i - Y_i) \\ \frac{\partial Y_i}{\partial S_i} &= Fa'(S_i) \\ \frac{\partial S_i}{\partial W_{ij}} &= X_j \end{aligned}$$

$$\text{➤ } Fa(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad Fa'(x) = Fa(x) \cdot (1 - Fa(x))$$

$$Fa'(S_i) = Fa(S_i) \cdot (1 - Fa(S_i)) = Y_i \cdot (1 - Y_i)$$

$$\text{➤ } Fa(x) = \tanh(x) \quad Fa'(x) = (1 - Fa(x) \cdot Fa(x))$$

$$Fa'(S_i) = (1 - Fa(S_i) \cdot Fa(S_i)) = (1 - Y_i \cdot Y_i)$$

$$\Delta W_{ij} = -\eta \cdot \delta_i \cdot X_j = \eta \cdot (d_i - Y_i) \cdot Fa'(S_i) \cdot X_j \quad (\text{III.26})$$

- Pour les unités cachées avec une fonction d'activation non-linéaire ( $Y_i = Fa(S_i)$ ) :

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} &= \frac{\partial E}{\partial S_i} \cdot \frac{\partial S_i}{\partial W_{ij}} = \delta_i \cdot X_j \\ \frac{\partial E}{\partial S_i} &= \frac{\partial E}{\partial Y_i} \cdot \frac{\partial Y_i}{\partial S_i} = -Fa'(S_i) \sum_K \delta_K \cdot W_{Ki} = \delta_i \\ \frac{\partial E}{\partial Y_i} &= \sum_K \frac{\partial E}{\partial S_K} \cdot \frac{\partial S_K}{\partial Y_i} = \sum_K \frac{\partial E}{\partial S_K} \cdot \frac{\partial}{\partial Y_i} \sum_{ik} W_{ik} Y_i \\ &= \sum_K \frac{\partial E}{\partial S_K} \cdot W_{Ki} = -\sum_K \delta_K \cdot W_{Ki} \\ \frac{\partial Y_i}{\partial S_i} &= Fa'(S_i) \quad \frac{\partial S_i}{\partial W_{ij}} = X_j \end{aligned}$$

$$\Delta W_{ij} = -\eta \cdot \delta_i \cdot X_j = \eta \cdot X_j \cdot Fa'(S_i) \sum_K \delta_K \cdot W_{Ki} \quad (\text{III.27})$$

Les notations utilisées sont les suivants [Oso-98]

$d_i$  : Sortie désirée de l'unité 'i', provenant de la base d'apprentissage.

$S_i$  : Valeur cumulée des entrées pondérées par les poids synaptiques de l'unité 'i'.

$Y_i$  : Valeur obtenue à la sortie de l'unité 'i' après activation.

$X_j$  : Valeur de l'entrée 'j' de l'unité en question.

$W_{ij}$  : Poids synaptique associé à l'entrée 'j' de l'unité 'i'

$W_{ki}$  : Poids associé à l'entrée 'i' de l'unité 'k'. L'unité 'k' se trouve connectée à la sortie de l'unité 'i' (couche précédente).

$\delta_i$  : Représente l'erreur de l'unité 'i'.

$\delta_k$  : Représente l'erreur de l'unité 'k'. L'unité 'k' se trouve dans la couche suivante après 'i'.

$\Delta W_{ij}$  : Valeur du changement effectué sur le poids  $W_{ij}$ .

$\eta$  : Valeur constante qui sert à contrôler la vitesse de convergence de l'apprentissage (pas d'apprentissage - *learning rate*-). Cette valeur est comprise dans l'intervalle [0..1].

### a-2 Back propagation avec Momentum

C'est une méthode importante et efficace. Actuellement la Back propagation est pratiquement toujours utilisée avec le Momentum.

Notons qu'une valeur importante du taux d'apprentissage était nécessaire pour accélérer la convergence. Le problème d'oscillation nous empêche cependant de la faire augmenter.

D.E Rumelhart a proposé une solution qui consiste à utiliser les changements des poids précédents pour la réadaptation des poids actuels. [And-01]

L'équation d'adaptation devient donc :

$$\begin{aligned} \Delta W_{ij}(t) &= -\eta \cdot \delta_i \cdot X_j + \alpha_m \cdot \Delta W_{ij}(t-1) \\ w_{ij}^l(t+1) &= w_{ij}^l(t) + \eta \cdot \Delta w_{ij}^l(t) + \alpha_m \cdot \Delta w_{ij}^l(t-1) \end{aligned} \quad (\text{III.28})$$

Le terme  $\alpha_m \cdot \Delta w_{ij}^l(t-1)$  est appelé Momentum (élan, quantité de mouvement), en analogie avec la mécanique classique, où un objet en mouvement garde l'impulsion acquise grâce à la quantité de mouvement qui lui a été communiquée précédemment pour accélérer son mouvement. [And-01]. Le paramètre  $\alpha_m$  est utilisé pour pondérer l'effet de ce terme. Sa valeur est généralement prise entre 0.1 et 0.9. Des recherches plus poussées ont montré que l'adaptation de sa valeur, comme c'est le cas pour le taux d'apprentissage  $\eta$ , donne des résultats très intéressants.

L'utilisation de cette méthode permet de faire sortir les poids des minimums locaux, afin de chercher d'autres optimums, ce qui donne beaucoup de chances d'aboutir à un minimum global. Le momentum tend aussi à éviter les grands « sauts » pendant l'apprentissage, générés par le changement de la pente dans la surface d'erreur [Oso-98, Yed-98, Mok-04].

### a-3 Back propagation à descente de gradient avec momentum et taux d'apprentissage $\eta$ adaptatif (MADPTA)

Le taux d'apprentissage doit être petit assurant la convergence mais d'une manière très lente, un facteur plus grand génère des changements plus importants dans les valeurs de poids synaptiques, pouvant accélérer ainsi l'apprentissage. Malheureusement, ce n'est, le plus souvent, le cas. En effet avec une valeur importante de ce facteur, la surface d'erreur est parcourue d'une manière « téméraire », engendrant ainsi des oscillations et une instabilité dans la recherche du minimum, ce qui compromet la convergence. [Yed-98]

Le mieux est de choisir un taux d'apprentissage adaptatif, Kung [Far-97], a cité une méthode d'adaptation qui consiste à adapter le taux d'apprentissage au même titre que les poids. Ainsi à chaque étape, une valeur optimale de ce paramètre qui peut nous rapprocher le plus des valeurs désirées en sortie est calculée. Une autre technique plus simple est utilisée pour la modification du taux d'apprentissage. Cette technique consiste à mettre en œuvre un algorithme qui a pour rôle de contrôler l'erreur d'entraînement à chaque étape. Ainsi pour un *bloc learning*, à chaque fois que l'erreur actuelle dépasse la précédente par un certain seuil précédemment fixé; ce qui veut dire une augmentation des oscillations d'où risque de divergence, on rejette alors les poids générés, on revient au point précédent, et on diminue le taux d'apprentissage par le facteur  $\eta\_dec$ , si par contre l'erreur diminue, les poids générés sont retenus et le taux d'apprentissage est augmenté par le facteur  $\eta\_inc$ . De cette manière,

on essaye à chaque étape d'avancer le plus rapidement possible vers l'optimum tout en évitant la divergence de l'algorithme. Cette méthode donne une convergence plus rapide avec une bonne précision d'entraînement. [Yed-98, Mok-04].

Algorithme

Chaque variable est ajustée selon la descente de gradient avec momentum

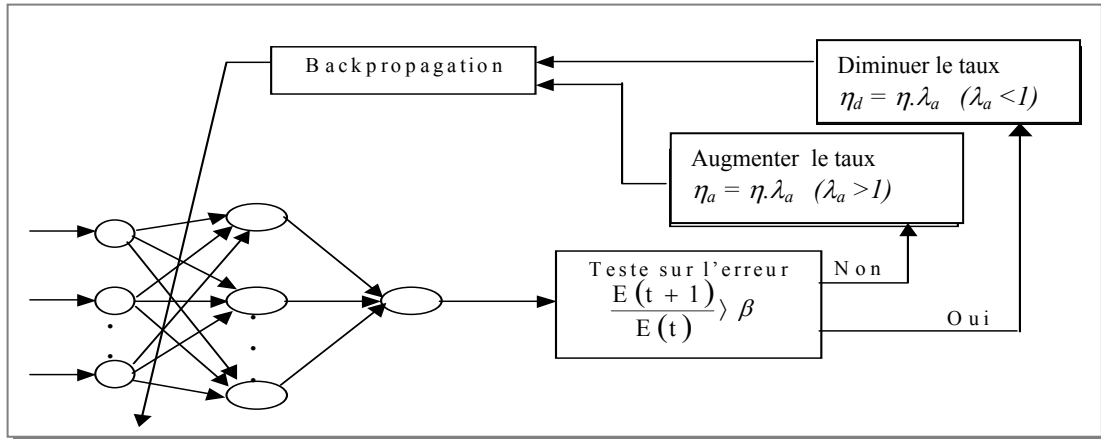


Fig. 1. 14 Schéma des étapes d'adaptation du taux d'apprentissage

$\lambda$  est un paramètre d'optimisation qui peut être positif en cas d'augmentation de taux d'apprentissage ou négatif dans le cas contraire.

De cette façon on essaye d'avancer le plus rapidement vers l'optimum tout en évitant la divergence de l'algorithme. [Mok-04, Yed-98]

La même chose pour le momentum  $\alpha_m$ , la règle d'adaptation de momentum est définie comme suit :

$$\alpha_i(n) = \begin{cases} (1 - (R\%/100))\alpha_i(n-1) & \text{quand } E(n) > E(n-1) \\ (1 + (R\%/100))\alpha_i(n-1) & \text{quand } E(n) \leq E(n-1) \end{cases}$$

avec

R% est le pourcentage du taux de changement de  $\alpha_i$  entre deux itérations successives

$\alpha_i(n)$  : est le momentum à l'itération (n) entre la couche d'entrée et la couche cachée

suivante [Far-97]

a-4 Back propagation avec l'algorithme quasi-Newtonien

La méthode quasi-Newtonienne est une alternative de la méthode de gradient. Elle est basée sur la méthode de Newton qui consiste à calculer les nouveaux poids de la couche L, en utilisant

$$w_{ij}^l(t+1) = w_{ij}^l(t) - H^{-1}(n)G(n) \tag{III.29}$$

où :  $n$  : est le nombre d'itérations

$H(n)$  : est la matrice Hessienne, constituée des deuxièmes dérivées de la fonction objective par rapport aux valeurs courante des poids

$G(n)$  : est le gradient de la même fonction

La méthode de Newton converge souvent plus rapidement que la méthode du gradient, malheureusement, sa mise en œuvre est complexe.

Il y'a une classe d'algorithmes qui sont basés sur la méthode de Newton, mais qui n'exige pas le calcul des deuxièmes dérivées. Ceux-ci s'appellent les méthodes quasi-newtoniennes. Elles mettent à jour une matrice approximative de la matrice Hessienne à chaque itération de l'algorithme, en fonction du gradient. [Bag-99, Bel-01]

#### a-5 Méthode de Levenberg-Marquardt (L.M)

c'est la méthode la plus utilisée, cette méthode considère la surface d'erreur quadratique, en se basant sur la fonction d'énergie qui la forme : [How,Mar-98]

$$E(k+1) = E(k) + \dot{E}(k) \cdot \Delta W(k) + \frac{1}{2} (\Delta W(k))^T \cdot \ddot{E}(k) \cdot \Delta W(k) \quad (\text{III.30})$$

En posant pour chaque neurone  $i$  d'une couche  $L$  le vecteur de poids  $(w_i^l)$  lui parvenant des neurones de la couche qui le précède. Minimiser la fonction d'énergie revient à résoudre l'équation :

$$\frac{\partial E(k+1)}{\partial \Delta W(k)} = 0 \quad (\text{III.31})$$

Avec  $\Delta W(k)$  est le vecteur global des taux d'adaptation de tous les vecteurs de poids  $w_i^l$ .

Soit  $J_i^l$  les vecteurs des dérivées de l'erreur à la sortie du réseau par rapport à ces vecteurs poids  $w_i^l$  pour  $l=1, \dots, L$ , et  $i=1, \dots, n_l$  où  $n_l$  est le nombre de neurones dans la dernière couche et  $L$  le nombre de couches cachées.

$$J_i^l = \sum_{p=1}^K \sum_{i=1}^{n_l} (d_i^p - y_i^{(L)}) \left[ - \frac{\partial y_i^p}{\partial w_i^l} \right] \quad (\text{III.32})$$

$k$  représente le nombre d'exemples d'entraînement. On définit  $J$  le vecteur rassemblant les vecteurs  $J_i^l$  qui est le jacobien de l'erreur par rapport aux vecteurs poids. Afin de trouver l'optimum de (III.31), on obtient:

$$H \Delta W = -J \quad (\text{III.33})$$

$H$  représente la matrice Hessienne (ou le Hessien)

L'équation (III.33) représente un système d'équations linéaires dont la résolution peut être faite par la méthode de Gauss-Newton.

La méthode de Levenberg-Marquardt remplace le calcul du Hessien par une approximation numérique donnée par :

$$H = FF^T + \lambda \Omega \quad (\text{III.34})$$

Où  $\lambda$  est un coefficient positif

$\Omega$  : Une matrice choisie (le choix d'une matrice identité diagonale peut bien être fait)

Tout comme les méthodes quasi-Newtoniennes, l'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquardt était conçu pour approximer le calcul des deuxièmes dérivées sans devoir calculer la matrice Hessienne, en utilisant l'approximation suivante [How,Mar-98]

$$H = J_c^T J_c$$

et le gradient est calculé par :

$$G = J_c^T \cdot \varepsilon$$

où  $J_C$  est la matrice Jacobienne, qui contient les premières dérivées de l'erreur par rapport aux poids, et  $\varepsilon$  est le vecteur d'erreurs du réseau de neurones par rapport aux poids. Le Jacobien peut être calculé par rétropropagation (méthode du gradient) qui est beaucoup moins complexe que le calcul de la matrice Hessienne

L'algorithme de Levenberg-Marquardt emploie cette approximation de la matrice Hessienne, pour calculer les nouveaux poids du réseau de neurones de la couche L, en modifiant l'algorithme de Newton comme suit :

$$w_{ij}^l(n+1) = w_{ij}^l(n) - [H(n) + \eta_u I]^{-1} G(n)$$

I : est une matrice d'identité

$\eta_u$  : est le facteur d'apprentissage.

H(n) : est la matrice hessienne

Quand  $\eta_u$  tend vers zéro, on retrouve la méthode de Newton, en utilisant l'approximation de la matrice Hessienne, et quand  $\eta_u$  est suffisamment grand, on obtient l'algorithme de la méthode de descente de gradient avec un pas d'essai relativement faible.

Le choix de  $\eta_u$  est cependant délicat ; on peut aboutir à des effets inverses, des oscillations ou un ralentissement de la convergence. Les performances apportées par ce terme ne sont pas toujours convaincantes. Le mieux est de choisir un facteur d'apprentissage adaptatifs.  $\mu_u$  est augmentée après chaque itération qui provoque une réduction de l'erreur, et diminué seulement quand un pas d'essais augmente l'erreur ce qui fait que l'erreur est réduite à chaque itération de l'algorithme.

L'algorithme de Levenberg Marquardt paraît être la méthode la plus rapide, quand il est utilisé pour l'apprentissage des réseaux neuronaux de taille modérée de type Feedforward comprenant plusieurs centaines de poids. [Mok,Bou-02, How,Mar-98, Mok-04,Yed-98. Bel-01]

### III.7.Conclusion

Dans ce chapitre nous avons effectué une synthèse générale sur les réseaux de neurones à apprentissage supervisé spécialement des réseaux multicouches. Pour l'entraînement de ce type de réseau la méthode de Back propagation constitue l'algorithme d'apprentissage qui reste le plus utilisé.

D'après les chercheurs dans ce domaine, l'algorithme de *Levenberg-Marquardt* semble être le plus efficace. Cet algorithme est le plus rapide et permet d'obtenir de bons résultats avec un nombre de couches et de neurones moins important



### **Références bibliographiques**

[**And-01**]; P. Andrew W. Moore, «*Regression and Classification with Neural Networks*», Ecole de sciences de computer, Carnegie Université de Mellon, 2001

[**Bag-99**]; L. Baghli, «*Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux neurones et des algorithmes génétiques*», thèse de Doctorat de l'université Henri Poincaré, France 1999.

[**Bel-01**]; Belarbi Keltoum, «*Optimisation floue, neuronale et neuro-floue d'un système de pompage photovoltaïque entraîné par différentes machines*»; mémoire de magistère Département de Génie électrique, université de Batna, 2001.

[**Blo-03**]; Jean-Luc Bloechle, «*Réseau de Neurones Artificiels pour la classification des fontes Arabes et la distinction entre la langue Arabe et les langues Latines*», thèse de Doctorat, Département d'informatique, Université de Fribourg, Suisse, Juin 2003

[**Clé-90**]; F.M Clément, «*Réseaux neurones*», Laboratoire de Mathématiques appliquées et systèmes. Livre, Edition Eyrolles 1990.

[**Clau-98**]; Claude marchand; «*Conception, diagnostic et commande assistés par ordinateur de systèmes électromagnétiques*», Thèse doctorat, Université Paris Sud XI-1998

[**Far-97**]; A.S. Farag, «*Estimation of polluted insulators flashover time using artificial neural networks*», King Fahd University of Petroleum and Minerals, Dhahran, Saudi Arabia, IEEE 1997.

[**Gal-01**]; Patrick Gallinari, «*Apprentissage Numérique et Réseaux de Neurones*», DEA IARFA, Université Paris; Année 2001

[**How,Mar-98**]; Howard Demuth, Mark Beale, «*Neural Network Toolbox For Use with MATLAB*», Version-03, Janvier-98.

[**Kar-92**], Kary Främling, «*Les réseaux de neurones comme outils d'aide à la décision floue*», Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne & I.N.S.A de Lyon, Département Informatique, DEA, Juillet 1992

[**Mok-04**]; Leila Mokhnache, «*Application de RN dans le diagnostic et la prédiction des isolations HT*», Thèse Doctorat, école nationale polytechnique, Janvier 2004.

[**Mok,Bou-02**]; Leila Mokhnache, Ahmed Boubakeur, «*Application of neural Networks in the diagnosis of transformer oil used by Sonelgaz*»; Conférence National de La chute tension, Ghardaia, Janvier 2002.

[**Oso-98**]; Fernando Santos Osorio, «*Un système hybride neuro-symbolique pour l'apprentissage automatique constructif*», l'institut national polytechnique de Grenoble - I.N.P.G. Laboratoire leibniz-imag, 1998.

**[Riv-96]** ; Isabelle RIVALS, « *Les Réseaux De Neurones Formels Pour Le Pilotage De Robots Mobiles* », Laboratoire d'électronique de l'ESPCI (École Supérieure de Physique et de Chimie Industrielles) FLUX, revue de l'Association amicale Les Ingénieurs SUPÉLEC : La robotique mobile ; la fonction achats-logistique , No 178, septembre-octobre 1996,

**[Tou-92]** ; Claude Touzet, « *Les réseaux de neurones artificiels; introduction au connexionnisme* » cours, exercices et travaux pratiques; juillet 1992

**[Yed-98]** : Yazid Mohamed Yeddou ,« *Etude de synthèse sur les réseaux de neurones et leurs application* » , école nationale polytechnique, Juin 1998.

- De développer des techniques de mesures variées : visualisation ultrarapide des phénomènes, créneaux de tension de temps de montée ultracourts facilitant l'interprétation, mesures de courant transitoire, analyse spectroscopique.
- Depuis une dizaine d'années, des progrès importants ont été accomplis sur la compréhension des mécanismes de conduction électronique dans les huiles et le mécanisme de streamer s'est développé de façon systématique. [D 2 450]

### **I.3.1 Comment choisir un liquide isolant**

Avant de choisir un liquide diélectrique, il faut prendre en considération certains facteurs, à savoir:

→ **La toxicité** du produit (pollution froide): la toxicité du produit est à prendre en compte dans tous les cas d'éclatement de transformateur sans incendie.

→ **Le vieillissement**: le liquide a-t-il tendance à vieillir et s'altérer très vite en fonction du temps ?

→ **L'embrassement** du diélectrique qui dépend de son point d'ébullition et de la résistance mécanique du transformateur. Les huiles minérales isolantes remplissent ces conditions; pour cela elles sont très utilisées.

→ **L'opacité des fumées** : de toute évidence, un diélectrique ne dégage de fumées qu'à partir du moment où il a pris feu; l'opacité des fumées peut gêner gravement les secours.

90 à 95% du marché des liquides isolants est couvert par les huiles minérales. Cette prépondérance s'explique par le faible coût de ces produits, obtenus directement à partir des bruts pétroliers. [Sil-00]

### **I.3.2 Huiles minérales**

L'utilisation des huiles minérales dans les installations électriques remonte pratiquement au début de leur production industrielle. Elles sont obtenues par distillation de pétrole sélectionné, substances naturelles d'origine géologique, débarrassés de matières diverses (gaz légers, sulfure d'hydrogène, eau, etc..). Ce sont des mélanges complexes (plusieurs milliers de molécules différentes) d'hydrocarbures, de composés soufrés, oxygénés, azotés, et de traces de composés organométalliques. On les désigne sous le terme de bruts. Ils sont extraits dans toutes les régions du monde et plusieurs centaines de types différents ont été mis en évidence.

La première phase de leur développement a concerné l'amélioration de leur stabilité à l'oxydation qui, depuis plus de trente ans, a atteint un niveau satisfaisant, permettant leur utilisation pendant toute la durée de vie de matériel le plus contraints thermiquement.

Depuis 25 ans, la deuxième phase de leur évolution, relative à leur stabilité sous contraintes électriques et ionisantes, s'est terminée avec succès, les constructeurs pouvant disposer d'huiles minérales stables sous décharges électriques.

Les améliorations progressives ont permis aussi la réduction progressive les volumes d'huiles dans les appareils.

#### **I.3.2.1 Usage**

Compte tenu de leur large disponibilité et de leur coût, les huiles minérales sont utilisées dans pratiquement tous les types de matériel électrique. La consommation annuelle dans le monde est estimée à 1 million de tonnes. Environ 90% sont utilisées dans les transformateurs. Les huiles sont également employées dans les diviseurs capacitifs, les traversées, les changeurs de prise, les répartiteurs, les disjoncteurs et les câbles. [D 2 471,Sil-00]

### I.3.2.2 Composition de l'huile minérale :

L'huile minérale se compose essentiellement d'hydrocarbures saturés appelés paraffine, dont la formule moléculaire générale est  $C_nH_{2n+2}$  avec n dans la gamme de 20 à 40.

La formule de structure d'huile minérale et ceux des hydrocarbures et des gaz de défaut d'hydrogène sont montrées dans le tableau I.2 [Dig.-04]

**Table I.2.** Structure de l'huile minérale et ses gaz produits après défaut

Huile minérale	$C_nH_{2n+2}$
Hydrogène	$H_2$
Méthane	$CH_4$
Ethane	$C_2H_6$
Ethylène	$C_2H_4$
Acétylène	$C_2H_2$
Dioxyde de Carbone	$CO_2$
Monoxyde de Carbone	$CO$
Oxygène	$O_2$
Nitrogène	$N_2$

### I.3.2.3 Caractéristiques d'une huile minérale isolante

Le choix d'une huile isolante repose sur un nombre important de propriétés telle que :

- Les propriétés physiques;
- les propriétés chimiques ;
- les propriétés électriques.

#### a) Les propriétés physiques

##### - La viscosité

La viscosité est le pouvoir caractéristique des fluides à résister au déplacement d'une partie de ce fluide par rapport à l'autre, c'est un critère particulièrement important pour apprécier la qualité de l'huile.

##### - Point de congélation

Le point de congélation est la température la plus haute à laquelle le produit analysé reste immobile quand on incline le tube qui le contient à 45°.

##### - Le point d'écoulement

L'utilisation de matériels électriques extérieurs nécessite de connaître la viscosité des liquides à basses températures correspondant au fonctionnement en hiver (-25°C) ou dans des conditions climatiques extrêmes (-60°C).

L'huile minérale peut se figer généralement à températures pouvant aller à -30°C .

##### - Le point de feu

Le point de feu est la température minimale pour laquelle la combustion des vapeurs d'un liquide sera entretenue.

##### - Le point d'éclair

C'est la température minimale à laquelle les vapeurs d'un produit s'enflamment à l'approche d'une flamme nue.

Le point d'éclair et le point de feu servent ainsi à caractériser l'inflammabilité d'une huile.

**- Capacité thermique**

La capacité thermique des huiles isolantes exprimée en joules par kilogramme-kelvin croît avec la température et est généralement d'autant plus élevée que la masse volumique est plus faible. Elle varie de 1000 à 2300 J/(kg.K).

La capacité thermique massique et la masse volumique permettent de définir en partie la constante de temps thermique des matériels à pleine charge, suivant le type de refroidissement, naturel ou forcé.

**- Conductivité thermique**

La conductivité thermique ( $\lambda$ ), mesurée en watts par mètre-kelvin, exprime le flux thermique s'écoulant, en régime permanent sous l'effet d'un gradient thermique entre deux isothermes du liquide. Elle décroît lorsque la température et la masse volumique augmente. Les valeurs usuelles sont de l'ordre de 0,14 W/(m.K).

**- Masse volumique**

La masse volumique des huiles minérales isolantes peut se déterminer suivant les prescriptions de la norme NFT60-101 ou celle de ASTMda41. Aux U.S.A, on exprime souvent la densité d'une huile en degrés API à 60°F.

Les masses volumiques de divers liquides vont d'environ 800 à 1600 kg/m<sup>3</sup>.

**- Aspect. Couleur. Caractéristiques optiques.**

La coloration d'une huile neuve est une indication de son degré de raffinage : les huiles très raffinées sont blanches; une variation de la couleur dans des livraisons d'huile neuve peut indiquer un changement dans l'origine de l'huile ou dans la fabrication, sans que cela soit absolument certain. Dans le cas d'une huile usagée, une coloration foncée indique sa détérioration.

Les propriétés optiques présentent un intérêt particulièrement grand, car elles peuvent caractériser la constitution d'un liquide et un spectre infrarouge peut servir à l'identifier ou à pénétrer dans sa structure.

**b) Les propriétés chimiques**

**- L'acidité totale**

L'acidité représente les dérivés acides formés au cours du vieillissement de l'huile, sa détermination procure le moyen le plus direct pour apprécier et suivre l'altération de l'huile. Elle est exprimée par la mesure de l'indice d'acidité qui est le nombre de mg de KOH nécessaire pour neutraliser un gramme d'huile.

L'acidité d'une huile neuve est très faible en service, elle est de l'ordre de 0.02 à 0.03 mg de KOH/g d'huile en service. Aux premiers stades d'oxydation, elle augmente pour atteindre, après un certain temps de service, une valeur où elle reste constante. Cette stabilité s'explique par les dépôts qui précipitent.

**- Oxydation des huiles minérales isolantes**

On désigne par oxydation, un ensemble de réactions chimiques complexes et lentes au cours desquelles les hydrocarbures réagissent avec l'oxygène. Il se produit tout d'abord des produits de décomposition solubles : aldéhydes, cétones, acides organiques, puis par condensation et polymérisation, des dépôts insolubles.

Les conséquences de l'oxydation de l'huile pour les isolations sont :

- Une mauvaise évacuation de la chaleur par suite de l'accroissement de la viscosité et de la présence de dépôts,
- Une diminution des propriétés électriques de l'huile, sa conductivité et sa tangente de l'angle de pertes augmentent.
- Une augmentation des pertes dans les isolations imprégnées qui peuvent entraîner le claquage thermique,
- L'apparition de l'acidité dans l'huile. [Cha-00]

#### - La teneur en soufre

Une huile minérale peut contenir des traces de soufre, soit sous la forme de soufre libre, soit sous forme de composés sulfurés; les premiers sont très corrosifs, les seconds le sont beaucoup moins, tant que la température ne dépasse pas 100°C environ.

Sa présence est détectée par la corrosion d'une lame de cuivre électronique immergée dans une huile à 140 °C pendant 19h (norme NFT60-131 (CEI 296 A) [Cha-00]; la coloration qu'elle prend permet de juger si les composés soufrés sont corrosifs ou non.

#### c) les propriétés électriques

Les caractéristiques électriques des liquides dépendent de leur formation. L'étude des propriétés électriques est un domaine qui se caractérise par sa pluridisciplinarité puisqu'il touche à la chimie, à l'électronique et à la mécanique des fluides.

#### - La permittivité ou la constante diélectrique

Les huiles minérales isolantes sont constituées en majeure partie par des hydrocarbures saturés dont les molécules ne sont pas polaires. La permittivité d'une huile minérale pure est donc, surtout, due aux phénomènes de polarisation électronique et atomique. C'est une caractéristique électrique liée à la formation du liquide. La permittivité absolue s'exprime en farads par mètre, elle définit la possibilité, sous l'action du champ électronique, de libérer des charges.

#### -La constante diélectrique ( $\xi_r$ )

est défini comme étant le rapport de la capacité (C) d'une cellule remplie de liquide et la capacité ( $C_v$ ) de la même cellule ayant le vide comme diélectrique. Elle est influencée par la température ainsi que la fréquence appliquée à ce liquide isolant, elle donne donc une idée sur la charge électrique qu'elle contient, elle est comprise entre 2.0 et 2.2 pour les huiles minérales isolantes.

#### - La rigidité électrique

La rigidité électrique d'une huile est la valeur maximale du champ électrique que l'on peut lui appliquer sans décharge.

Dans l'industrie, elle est maximisée conventionnellement par la tension efficace nécessaire pour provoquer, dans des conditions normalisées, le claquage d'un volume de liquide compris entre deux électrodes dont la forme, distance et nature sont spécifiées, d'où son nom de « tension de claquage ».

La rigidité électrique n'est pas un critère de la qualité de fabrication des huiles isolantes, mais un essai conventionnel destiné à déceler leur état plus ou moins grand de pollution physique par l'eau et d'autres matières en suspension et à conclure ou non à l'opportunité de faire un traitement de décharge et filtration avant introduction dans les appareils auxquels, ils sont destinés.

### - Le facteur de dissipation diélectrique ( $\text{tg } \delta$ )

Le facteur de dissipation diélectrique d'un matériau isolant est la tangente d'angle de perte qui est l'angle complémentaire du déphasage entre la tension appliquée et le courant qui résultent lorsque le diélectrique se compose exclusivement du matériau isolant. [Cha-00]

Tout diélectrique soumis à une tension continue ou alternative est toujours le siège de pertes électriques qui se traduisent par un échauffement plus au moins important du liquide. La cause principale de ces pertes est, de toute évidence, la présence de courant de fuite qui traverse le liquide sous un champ électrique.

Cette caractéristique est très sensible à la présence de produits de vieillissement de l'huile. Il existe une relation entre le facteur et l'acidité de l'huile. Une acidité élevée est accompagnée par une valeur élevée de  $\text{tg}\delta$ , mais l'inverse n'est pas vérifié. Une valeur défavorable de  $\text{tg}\delta$  peut être due à la dissolution dans l'huile des produits qui n'ont pas pour origine l'altération de l'huile. [Bou-01, Mok-04, Cha-00]

### I.4. Défaillances et problèmes de transformateurs de puissance

L'huile en service dans un transformateur finit toujours par s'altérer après une certaine durée de mise en service. Les caractéristiques sont alors modifiées à un point où l'huile n'assure plus sa fonction et son maintien en service peut conduire à de sérieux incidents. La défaillance d'un transformateur peut se produire en raison de différentes causes et conditions. [Cha-00]. Un aperçu donné par O.N. Grechko [Kam-97, Cha-00], signale que les causes principales (51% de défaillances de transformateur dans une période de cinq ans) étaient dues aux problèmes suivants :

- Absorption de l'eau de l'air (humidité), impuretés dans l'huile (contamination), vieillissement. Ces facteurs font diminuer la rigidité diélectrique interne du transformateur. La majeure cause de dégradation est provoquée par l'air en contact avec l'huile chauffée dans l'appareil, qui provoque l'oxydation d'huile, une telle oxydation est accélérée par de divers autres matériaux de co-existence, tels que le cuivre, l'acier et le vernis
- Les matériaux insolubles constitués par des réactions chimiques peuvent se déposer sur le noyau, l'enroulement, la paroi et le fond ferreux du réservoir, ce dépôt, si formé, baissera la tension de claquage de l'huile, et réduira le refroidissement du transformateur et peut contribuer au chauffage de l'huile.

En plus, si des bulles existent dans l'huile, une décharge électrique peut se produire, ceci peut se produire particulièrement à une zone fortement soumise à une contrainte (court circuit par exemple), tel que la zone autour de l'enroulement. Une telle décharge peut causer la dégradation de l'huile.

Si une pièce pleine d'isolation est exposée à l'arc pendant la commutation, elle peut souffrir d'une décomposition thermique, ou de la formation de voies carbonisées sur la surface du matériau.

De telles anomalies se manifestent habituellement par le surchauffement de l'huile ou du papier, par décharge partielle ou l'arc électrique. Ces symptômes s'appellent les défauts dans le contexte de l'entretien électrique d'équipement.

Les statistiques de défaillance pour les grands transformateurs qui avaient été en service entre 15 et 25 ans indiquent que le vieillissement de l'isolation, les dommages des enroulements et la contamination, sont les sources principales des défaillances des transformateurs. Le coût et le temps de réparation et remplacement du transformateur de puissance sont très considérables. [Duk-93,Kam-97,Mok-04]

### **I.5 Gestion de la vie d'un transformateur**

Le transformateur de puissance ou de distribution est un élément d'investissement lourd dans une installation électrique, sa place au sein de cette installation est primordiale et critique. Un transformateur défaillant produit des situations parfois très lourdes de conséquences : techniques, financières, commerciales, humaines, environnementales, d'où la nécessité de détecter et identifier le défaut dès possible. [D 2 471]

En plus, évaluer l'état d'un tel appareil à partir d'analyses effectuées est un très bon marché comparativement à ce que coûte une interruption d'énergie électrique par suite d'un claquage de transformateur et du remplacement de ce dernier. La surveillance en service des gros transformateurs doit être donc systématique. Par contre, dans le cas des petits transformateurs de distribution, la surveillance n'est pas justifiée. L'importance de ce sujet a mené à beaucoup de recherches.

En général, la vie d'un transformateur est égale à la vie de l'isolation, qui dépend de la rigidité mécanique et électrique des isolants utilisés. La température d'un transformateur a un impact important sur la vie de l'isolation. Dans les guides de l'industrie électrique (CEI, ANSI, IEEE), le facteur principal de la fin de vie est lié seulement au facteur thermique du transformateur. Une méthode classique pour le calcul de la vie restante d'un transformateur consiste à utiliser la formule d'Arrhenius-Dakin :

$$\text{Durée de vie restante} = Ae^{B/T}$$

Où  $A$  est la vie initiale,  $B$  est une constante dépendant des propriétés du matériau à étudier et  $T$  est la température absolue en Kelvin.

Les autres facteurs affectant la probabilité de défaillance ne sont pas aussi faciles à mesurer que le vieillissement thermique.

Pour évaluer l'état d'un transformateur, plusieurs techniques de surveillance sont employées. L'évaluation de la vie des grands transformateurs est faite pour : [Mok-04, D 2 471].

- Surveiller l'état des transformateurs et fournir une détection précoce des défauts.
- Diagnostiquer les problèmes quand les transformateurs montrent des signes de détresse ou pour suivre l'opération de protection de l'équipement.
- Définir si un transformateur est dans des conditions convenables pour affronter des conditions inhabituelles.
- Obtenir des résultats de référence pour aider dans l'interprétation des essais.
- Aider à projeter la stratégie de remplacement pour une population de transformateurs.



## I.6 Méthodes de Surveillance et diagnostic d'une isolation de transformateurs

D'une manière générale, le terme 'surveillance' (monitoring) décrit une mesure de paramètres de base. Le terme 'diagnostic' indique l'addition d'une analyse sophistiquée, telle qu'un système intelligent capable de fournir une évaluation de l'état de l'équipement et des actions suggérées. Il y a une variété d'outils disponibles pour évaluer l'état des transformateurs et qui peuvent être classés en deux catégories : traditionnelles et non-traditionnelles. [Mok-04]

### I.6.1 Méthodes de diagnostic non traditionnelles

Il y a eu, ces dernières années, plusieurs développements nouveaux dans les techniques d'essais et de surveillance qui trouvent une utilisation croissante dans le diagnostic des transformateurs.

#### I.6.1.1 Essai en service des décharges partielles (DP)

Les deux méthodes les plus utilisées pour la détection de DP sont : La détection des signaux acoustiques et la mesure des signaux électriques produits par les DP. Les impulsions des DP produisent des ondes de contraintes mécaniques qui se propagent à travers l'huile environnante (dans la gamme de 100 à 300 kHz). Pour détecter ces ondes, des détecteurs d'émission acoustique sont montés sur les parois du réservoir du transformateur ou dans l'huile à l'intérieur du même réservoir. Les méthodes acoustiques de détection des DP sont limitées par l'atténuation du signal et les mesures électriques sont limitées par des problèmes d'interférence électromagnétique.

Les DP peuvent être détectées indirectement en utilisant des techniques chimiques telles que la mesure des produits de dégradation produits par les DP. Les limites acceptables de la charge des DP pour des nouveaux transformateurs est de 100 à 500 pC, elle dépend de la tension appliquée et de la taille de transformateur.

#### I.6.1.2 Mesure de la tension de rétablissement

La méthode de mesure de la tension de rétablissement (en anglais Recovery Voltage Measurement - RVM) est employée pour détecter l'état de l'isolation huile-papier et la teneur en eau de l'isolation. Cette méthode se fonde sur le principe de la polarisation inter-faciale des matériaux diélectriques stratifiés. C'est l'accumulation des charges d'espace générées par les impuretés et l'humidité aux interfaces de l'isolation huile-papier. Cette méthode est très controversée quant à sa convenance à la mesure directe de la teneur en eau dans l'huile. Les figures I.1 et I.2 montrent les courbes typiques de RVM pour les vieux transformateurs qui sont respectivement en bonnes et mauvaises conditions

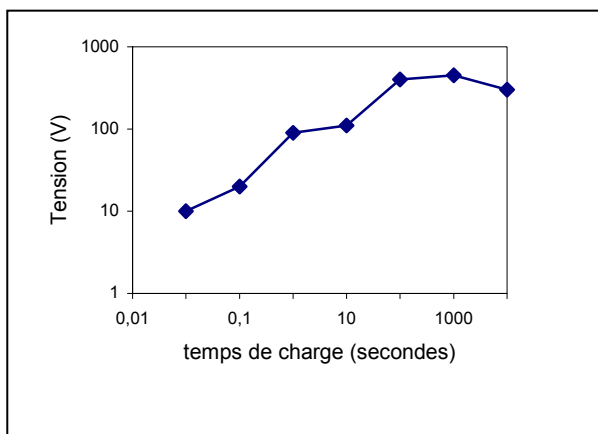


Fig.I.1 Courbe typique de la RVM pour un transformateur en bonnes conditions

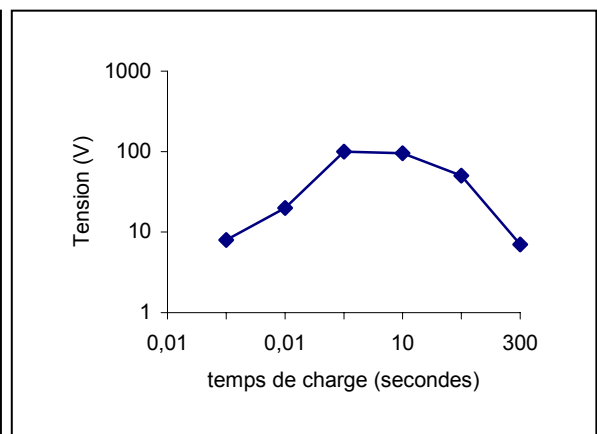


Fig.I.2 Courbe typique de la RVM pour un transformateur en mauvaises conditions

### I.6.1.3 Logiciels et systèmes intelligents et experts pour le diagnostic

Les logiciels pour diagnostic, qui donnent des indications plus précises des problèmes des huiles de transformateur que l'analyse conventionnelle, font l'objet d'études de beaucoup de chercheurs et utilisateurs. L'utilisation d'un logiciel peut améliorer la fiabilité et la répétitivité de l'analyse des essais. Elle peut également servir à extraire l'information qui n'est pas fournie directement par les bases de données. Beaucoup de recherches ont été faites par logiciel pour le diagnostic des huiles de transformateur et corrélées les données avec l'état de l'isolation du transformateur.

L'avance actuelle des techniques d'intelligence artificielle (IA) a permis à des ingénieurs et à des chercheurs de développer des logiciels puissants et souples d'IA pour diagnostiquer des défauts de transformateurs. L'utilisation d'un système expert offre la possibilité de réduire la main d'œuvre et les frais pour évaluer l'état du transformateur ; cependant, ce but n'a pas été encore totalement réalisé. [Mok-04]

### I.6.2 Méthodes de diagnostic traditionnelles (Analyse d'huile)

L'huile d'isolation souffre de la détérioration qui peut devenir mortelle pour l'appareil. En outre, la décharge dans l'huile cause des dommages sérieux aux autres matériaux isolants. Pour cette raison, l'analyse d'huile isolante d'appareillage de puissance HT est devenue une tâche importante. Cette analyse, en apparence si simple, requiert beaucoup de savoir faire et un grand nombre d'opérations.

S'il est constaté que l'huile est suffisamment dégradée à mettre en danger le transformateur, une "dialyse" doit être effectuée<sup>1</sup>. Selon les besoins, l'huile est alors dégazée, filtrée et déshydratée. [Mok-2002, Kam-97]

#### I.6.2.1 Diagnostic utilisant des test Physico-chimiques

Les essais et les normes utilisés par la SONELGAZ sont donnés dans le tableau I.3

Tab. I.3 Normes utilisées par SONELGAZ pour l'analyse de la BORAK22

Type d'essai	Norme
Couleur	ASTM D 1500
Viscosité cinématique	NF-T-60 100
Acidité totale	CEI 296
Rigidité diélectrique	CEI 156
Pertes diélectriques	CEI 250
Teneur en eau	ISO R 760

Ces tests sont très importants pour déterminer l'état de vieillissement de l'isolation et d'analyser son degré de contamination. [Mok-04, Bou-01, Mok2-02]

<sup>1</sup> Eric Killer déclare «C'est comme pour un être humain, mais à la place du sang, j'analyse l'huile. Si le transformateur est malade, cela se voit dans l'huile.»

### I.6.2.2 Diagnostic avec analyse de gaz dissous ( *Dissolved Gas Analysis DGA* )

#### a) Formation de gaz dissous dans l'huile lors de défaut

L'apparition de défauts d'origine thermique conduit à la dégradation de l'huile. Chaque type de défaut "fait cuire" l'huile ou le papier d'une manière différente, produisant des quantités relatives de gaz dissous qui caractérisent le défaut. Les quantités sont plus ou moins importantes en fonction de l'intensité de la contrainte. La nature des gaz formés, leurs proportions relatives, permettent d'obtenir des renseignements sur la nature de la contrainte, son intensité et le type de matériaux affectés. [Duk-93,Kam-97, Kje-99]

**Tableau I.4-** Formation de gaz dans les défauts

Défauts	Gaz détectés	Gaz principaux
Arcs électriques	Formation de quantités importantes d'hydrogène et d'acétylène, avec de petites quantités de méthane et d'éthylène. Il peut y avoir également formation de CO et CO <sub>2</sub> si il y a de la cellulose à l'endroit du défaut.	Acétylène
Décharges partielles	Les décharges de faible énergie produisent de l'hydrogène et du méthane, avec de petites quantités d'éthane et d'éthylène. Des quantités comparables de CO et CO <sub>2</sub> peuvent provenir de décharges dans la cellulose	Hydrogène
Surchauffement de l'huile	Les gaz produits sont l'éthylène et le méthane, avec des petites quantités d'hydrogène et d'éthane. Des traces d'acétylène peuvent être produites si le surchauffement est sévère ou si un contact électrique intervient dans le défaut.	Ethylène
Surchauffement de la cellulose	Formation de grandes quantités de CO et CO <sub>2</sub> . si le défaut a lieu dans une structure imprégnée. Du méthane et de l'éthylène sont également formés.	Monoxyde de carbone (CO)

Les solubilités des gaz après défaut dans l'huile minérale de transformateurs, aussi bien que leur dépendance de la température sont des facteurs importants pris en considération dans l'analyse des gaz. La solubilité est proportionnelle à la pression externe des gaz entre 20°C et 100°C, elle varie linéairement avec la température, et elle est également affectée par la viscosité de l'huile. En effet, elle est plus grande pour les huiles à faible viscosité que pour les huiles à forte viscosité.

Le tableau I.5 énumère les solubilités jusqu'à saturation pour ces gaz. [D2 470,Duk-93,Dig.-04]

**Tab I.5:** Solubilité des gaz dans l'huile de transformateur [Dig.-04 ]

Hydrogène	7 %
Nitrogène	8.6 %
Carbone monoxyde	9%
Oxygène	16%
Méthane	30%
Carbone dioxyde	120%
Ethane	280%
Ethylène	280%
Acétylène	400%

**A pression atmosphérique et à 25 °C.**

Entre le gaz le moins soluble (hydrogène) et le plus soluble (Acétylène), la majorité des gaz qui sont indicatifs de défauts sont également solubles dans l'huile.

L'analyse des gaz dissous dans l'huile des transformateurs (DGA), n'est pas une tâche facile parce que la concentration en gaz dépend également de plusieurs variables du transformateur comme l'histoire de chargement, type de construction, volume d'huile, etc...

Les différentes conditions de fonctionnement et les particularités structurales des transformateurs influent sur les données de chromatographie des défauts, ceci pousse les chercheurs à appliquer plusieurs méthodes de DGA pour obtenir un diagnostic fiable. [Duk-93, Gua-01]

### b) Procédure d'analyse des gaz dissous dans l'huile

La procédure d'analyse des gaz dissous comporte trois phases successives :  
L'échantillonnage de l'huile, l'extraction des gaz et leur analyse.

**Echantillonnage de l'huile** : Il faut prélever et transporter l'échantillon de telle manière que les gaz dissous dans l'huile ne subissent aucune modification, ou bien seulement des modifications que l'on sache évaluer. Dans ce but, il est recommandé d'utiliser des récipients opaques en verre ou en métal, étanche au vide. Mieux encore, la méthode de prélèvement par seringue convient quel que soit le mode de transport des échantillons. (Fig.I.3)

La sélection des points de prélèvement des échantillons doit faire l'objet d'un soin particulier. Normalement, l'échantillon sera prélevé en un point où il est représentatif de l'ensemble du matériel et en dehors des points où des modifications de composition, peuvent exister, par exemple des échantillons d'huile sont habituellement pris au fond du réservoir, de la soupape de vidange. Cependant, il sera parfois nécessaire et pour des buts spéciaux de prélever délibérément des échantillons là où il n'est pas évident qu'il soient représentatifs, par exemple quand on essaie de localiser un défaut (au dessus des radiateurs ou du relais de gaz.)

Il convient de prélever des échantillons lorsque le matériel est en fonctionnement normal, cela est important pour déterminer la vitesse de formation des gaz. [Duv-89 ,Abd-98]

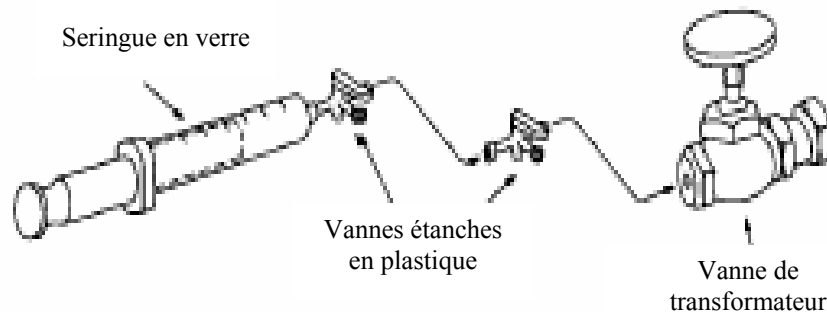


Fig. I.3. Echantillonnage de l'huile par Seringue

**Extraction des gaz dissous de l'huile** : L'extraction des gaz dissous de l'huile à analyser est basée sur les principes montrés dans la figure I.4.

Le système entier est d'abord évacué pour créer le vide, puis la valve (b) est fermée et l'échantillon d'huile est introduit à travers un septum; des volumes entre 0.25 et 5 ml sont généralement employés. La valve (a) est alors fermée et le niveau de mercure est élevé de 1 à 2 pour apporter les gaz extraits de nouveau à la pression atmosphérique. D'autres techniques sont également employées, et toutes donnent des résultats assez comparables.

Il est possible que l'on ne puisse pas atteindre les sensibilités et fidélités exigées pour l'analyse des hydrocarbures pendant les essais en usine, en utilisant moins de 5 ml d'huile. Des volumes d'huiles plus importants (10ml) exigeraient un temps plus grands pour extraire les gaz dissous et conduiraient à des chromatogrammes inacceptables, à moins de concentrer les gaz extraits. [Duv-89 ,Abd-98]

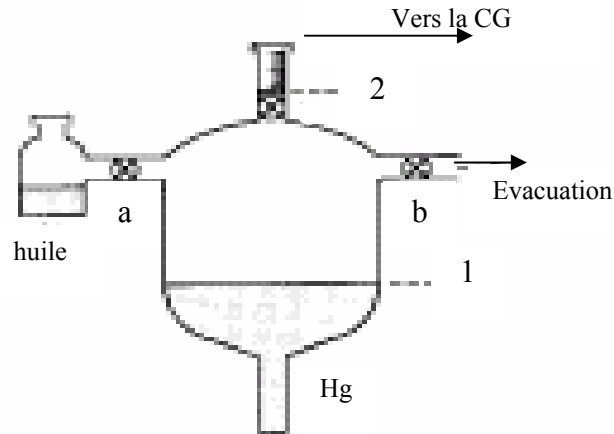


Fig. I.4. L'extraction sous vide

**Analyse des gaz extraits de l'huile ( DGA)**

Plusieurs méthodes d'analyse des gaz sont proposées. Cependant, la chromatographie en phase gazeuse (CG) fournit un moyen plus efficace d'analyser ces gaz et d'en déterminer les compositions et les concentrations avec une bonne précision. Elle nécessite un appareillage plus élaboré et ne peut donc être utilisée que dans un laboratoire, mais elle fournit une analyse qualitative et quantitative complètes des gaz. [Duv-89 ,Abd-98]

- **Exemple de chromatographie réalisé au Laboratoire d'Analyse des Huiles, SONEGAZ - HAMMA** [Abd-98 , Cha-00]

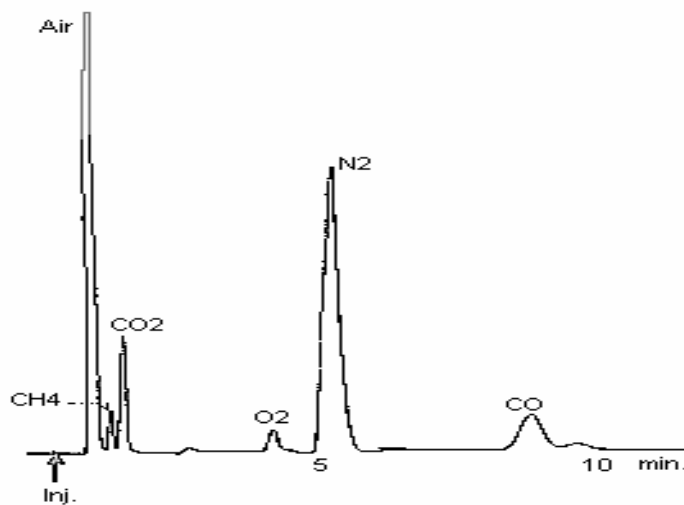


Fig. I.5 Le mélange N<sub>2</sub>, O<sub>2</sub>, CO<sub>2</sub> et CO séparée

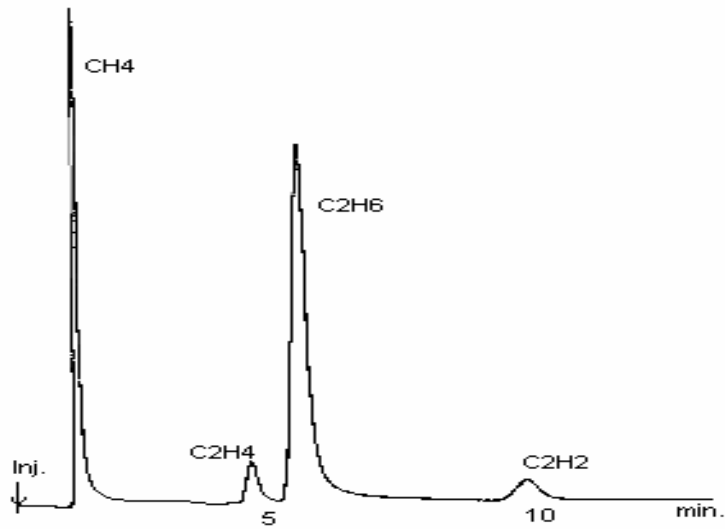


Fig. I.6- les hydrocarbures séparées

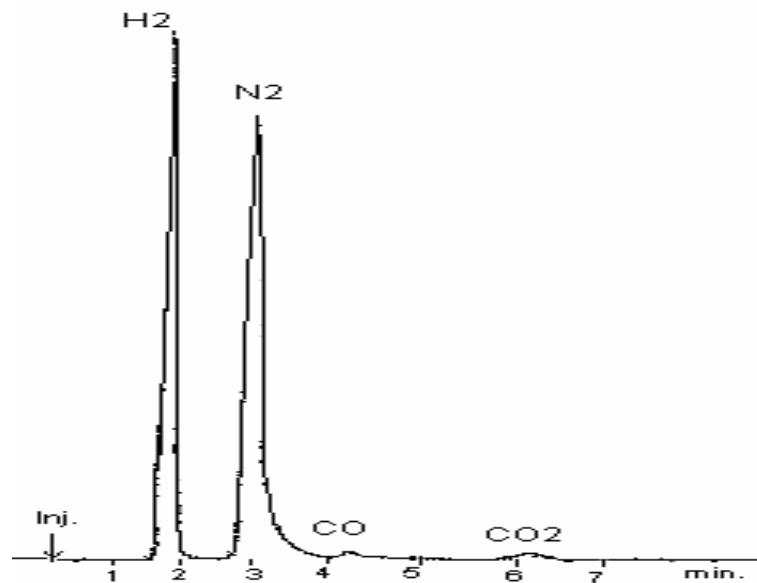


Fig. I.7- l'analyse de l'Hydrogène

### I.6.2.3 Méthodes d'interprétation

Le DGA pour l'huile isolante de transformateur est une technique de diagnostic bien connue dans l'industrie et plusieurs critères ont été établis. Les critères les plus communs utilisés sont ceux de Doernenburg, de Rogers et de Rogers modifié, CEI et CSUS.

Le procédé de détection de défaut implique fondamentalement un processus d'association de données et d'identification de critère en se basant sur l'expérience et les capacités d'analyste pour un diagnostic fiable. Cependant, l'expérience de terrain a prouvé que ces critères peuvent mener à un diagnostic de défaut différent. Par conséquent, la recherche d'une méthode fiable pour la détection de défauts naissants dans des transformateurs de puissance employant le DGA est toujours une matière d'intérêt et est plus un art qu'une science [Gua- 01]

**a) Méthodes de gaz Principaux**

Cette méthode est basée sur la concentration de chaque gaz et sur le raisonnement des experts pour caractériser les défauts.

Spécifiquement, l'arc ou la décharge électrique avec grande ou faible énergie, produit une grande quantité d'hydrogène et d'acétylène (rapport = 2:1) avec des quantités beaucoup plus petites de méthane et d'éthylène. Couronne ou décharge partielle d'une grande ou faible énergie produit des quantités d'hydrogène et de méthane, approximativement dans un rapport de (8:1); et le surchauffement ou le défaut à hautes températures produit des grandes quantités d'éthylène. Le monoxyde et dioxyde de carbone sont dominants, si le défaut dû aux points chauds dans l'isolation du papier implique la cellulose.

Tab I.6: Les gaz dégagés pour chaque type de défaut

<b>Effet couronne dans l'huile</b>		<b>Echauffement dans l'huile</b>	
H <sub>2</sub>	88%	H <sub>2</sub>	16%
CO <sub>2</sub>	1	CO <sub>2</sub>	Trace
CO	1	CO	Trace
CH <sub>4</sub>	6	CH <sub>4</sub>	16
C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	1	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	6
C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	0.1	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	41
C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	0.2	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	trace
<b>Arc dans l'huile</b>		<b>Echauffement de cellulose</b>	
H <sub>2</sub>	39%	H <sub>2</sub>	9%
CO <sub>2</sub>	2	CO <sub>2</sub>	25
CO	4	CO	50
CH <sub>4</sub>	0.1	CH <sub>4</sub>	8
C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	0.2	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	4
C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	10	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	0.3

La figure III-8 montre des valeurs de gaz caractéristiques normalisés dans divers type de défauts. [Sye-00, Son-02, Dig-04].

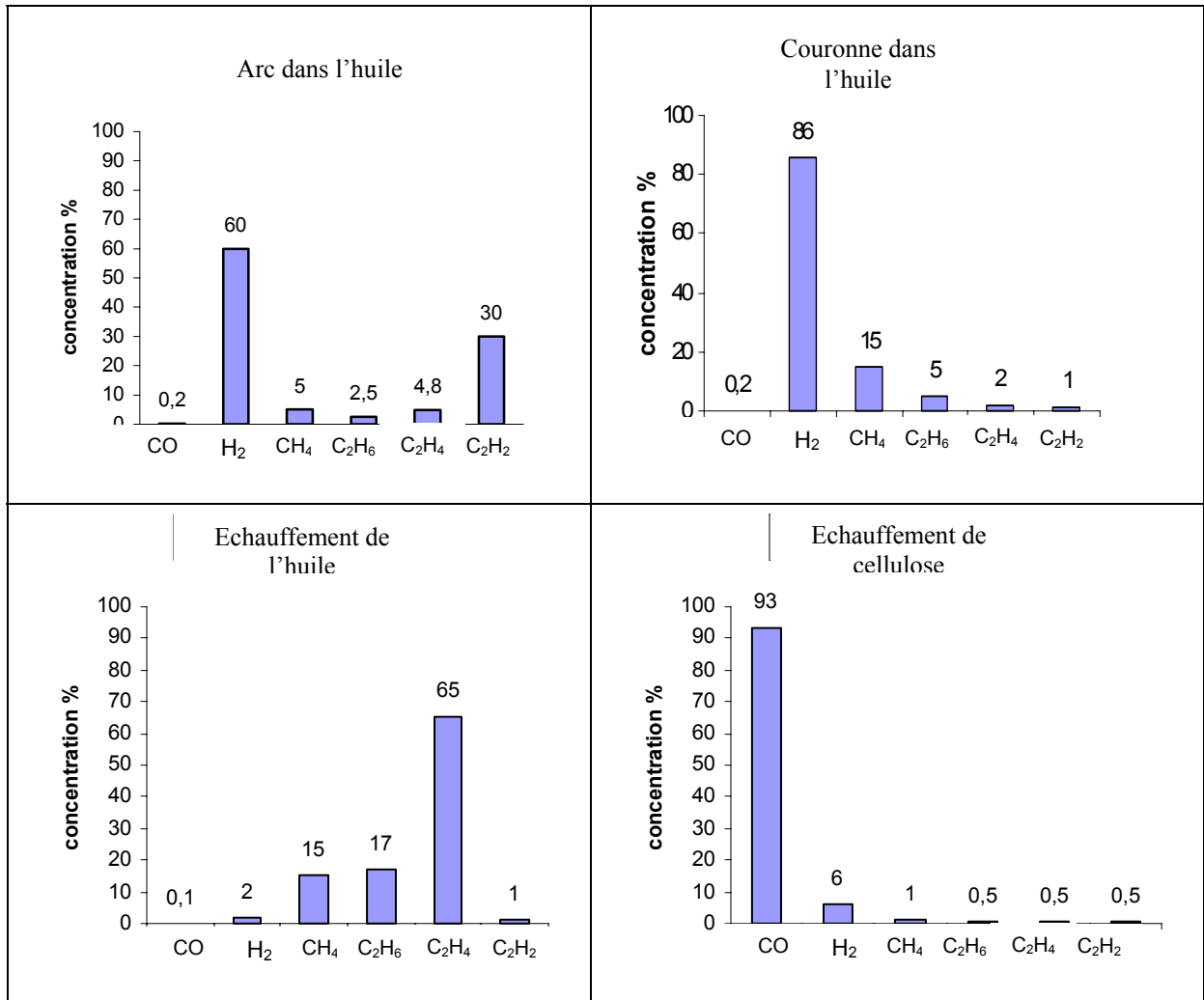


Fig. I.8 . les gaz principaux caractérisant le défaut [Sye-00]

**b- Méthode d'(ECRA)**

Cette méthode de diagnostic a été développée par le Comité d'Electricité et de la Recherche et Application, ce groupe de chercheur a conçu 13 modèles différents. (Fig.I.9)

Cette méthode est basée sur la quantité en ppm (partie par million) des composants des gaz les plus importants dans l'huile isolante dans l'appareillage électrique, c.-à-d. H<sub>2</sub>, CH<sub>4</sub>, C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>, C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>, et C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>. [Kam-97]



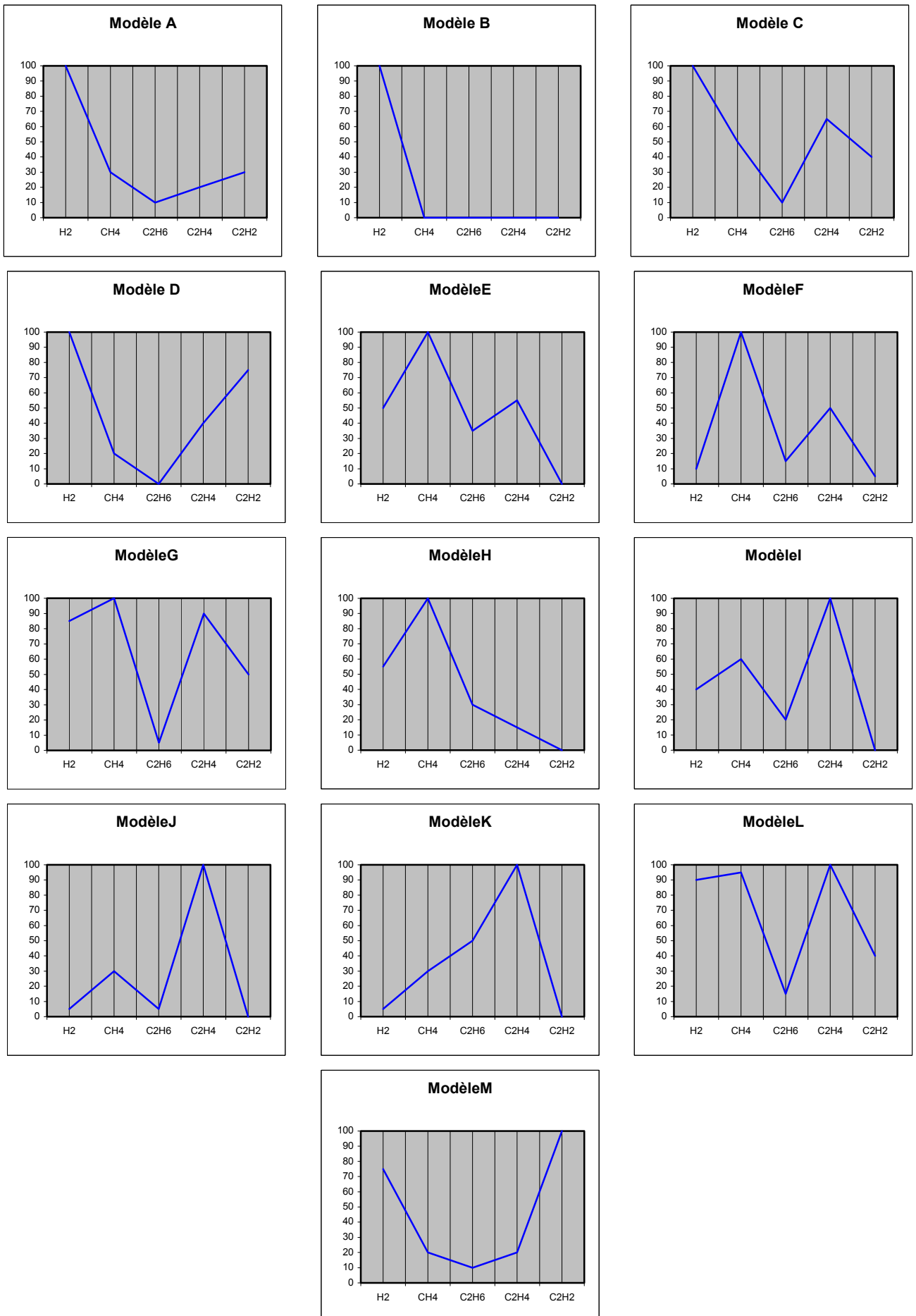


Figure 1.9. Les 13 modèles des échantillons donnés par la méthode ECRA [Kam-97]

Pour un transformateur donné, le gaz dominant est pris pendant que 100 % et la quantité de tous autres gaz sont alors exprimés par rapport à la valeur dominante. Le tableau I.7 montre les défaut correspondant aux 13 modèles : [Kam-97]

**Tab.I.7** : les défauts correspondant aux 13 modèles conçus par ECRA [Kam-97]

Type	modèle	Description
H2 dominant	A	Décharge partielle ou décharge par arc
	B	
	C	
	D	
CH4 dominant	E	Surchauffement produit par un mauvais contact (OH)
	F	
	G	Surchauffement produit par de mauvais contact. Par fois décharge partielle a haute énergie PD où décharge par arc
	H	Surchauffement produit par mauvais contact (OH)
C2H4 dominant	I	Surchauffement produit par e mauvais contact (Une grande température) (OH)
	J	
	K	
	L	
C2H2 dominant	M	Décharge par ARC

Nous signalons ici que les concentrations dans les modèles E, F et H sont pas les mêmes, malgré que ces modèles indiquent le même type de défauts

**- Méthode CSUS : California State University Sacramento**

Développée à l'Université de Sacramento de la Californie en coopération avec la société pacifique de Gaz et Electricité, cette méthode indique les niveaux normaux et anormaux des différents gaz.

L'analyse de gaz principale avec la méthode CSUS essaye d'identifier les anomalies suivantes: [Dig.-04, Duk-93]

- Surchauffement local et surchauffement grave
- Décharge en arc (ARC)
- Décharge partielle (couronne)
- Etincellement

**Table. I.8** Guide de la méthode CSUS [Dig.-04, Duk-93]

Gaz	Normal <	Non normal >	Interprétation
Hydrogène	150 ppm	1000 ppm	Décharge partielle (couronne); décharge par arc ( Arc)
Méthane	25	80	Etincellement
Ethane	10	35	Surchauffe locale
Ethylène	20	150	Surchauffe grave
Acétylène	15	70	Décharge par Arc
Monoxyde de carbone	500	1000	Surchauffe grave à la cellulose
Dioxyde de carbone	10000	15000	Surchauffe grave à la cellulose

**b) Méthodes De Ratios**

Les interprétations étaient concentrées sur les composants spécifiques de gaz pour la détermination de décharges dans l'huile. Cette approche simpliste était raffinée par un certain nombre de chercheurs qui ont étudié les rapports de certains gaz pour établir une technique de diagnostic plus complète

Les méthodes de ratios, sont plus employées que la méthode de gaz principaux, ces méthodes sont basées sur l'examen de rapport du gaz en paires plutôt que valeurs absolues.

Typiquement, trois ou quatre ratios sont employés pour une bonne exactitude du diagnostic, *ratios de Roger*; *ratios de Doerenburg*, et *ratios de CEI*, mais la table de ratios de *CEI* a été acceptée comme norme d'industrie. [Gua-01-Sye-00]

**-Méthode de Rogers**

La centrale électrique de la Grande Bretagne (CEGB) avait employé une méthode développée par *Rogers* dans lequel quatre rapports de gaz sont employés ( $CH_4/H_2$ ;  $C_2H_6/CH_4$ ;  $C_2H_4/C_2H_6$ ;  $C_2H_2/C_2H_4$ ) pour produire des codes basés sur des gammes des rapports comme montré dans le tableau I.9. La combinaison de codes produite, peut être liée à une interprétation diagnostique comme montrée dans le Tableau I.10. [Dig-04 ,Tha-00]

**Tableau I.9 : Code pour les ratios de Rogers [Dig-04]**

$CH_4/H_2$	$\leq 0.1$	5
	$>0.1 < 1$	0
	$\geq 1 < 3$	1
	$\geq 3$	2
$C_2H_6/CH_4$	$< 1$	0
	$\geq 1$	1
$C_2H_4/C_2H_6$	$< 1$	0
	$\geq 1 < 3$	1
	$\geq 3$	2
$C_2H_2/C_2H_4$	$< 0.5$	0
	$\geq 0.5 < 3$	1
	$\geq 3$	2

**Tableau I.10 Interprétation de Rogers [Dig-04]**

Code				Interprétation
0	0	0	0	Normale
5	0	0	0	Décharge partielle d'une faible énergie
1 ou 2	0	0	0	Surchauffement $< 150^\circ C$
1 ou 2	1	0	0	Surchauffement $150-200^\circ C$
0	1	0	0	Surchauffement $200-300^\circ C$
0	0	1	0	Surchauffement au conducteur
1	0	1	0	Circulation de courant dans les enroulements
1	0	2	0	Circulation de courant dans le noyau et le réservoir
0	0	0	1	Etincellement
0	0	1,2	1,2	Décharge par arc
0	0	2	2	Etincellement puissant
5	0	0	1,2	Décharge partielle d'une grande énergie

**Méthode CEI ( CEI 60599) : Comité électrotechnique internationale**

Le critère CEI a été employé pour plusieurs décennies et une expérience considérable est accumulée dans le monde entier pour diagnostiquer les défauts naissant dans les transformateurs.

Cette technique donne le diagnostic de défaut provenant de la méthode de Rogers, sauf que le rapport  $C_2H_6/CH_4$  a été abandonné puisqu'il indique seulement une gamme de défaut thermique limitée.

La première version de la méthode de la CEI (le CEI 60599-1978) est basée sur le code simple tandis que la deuxième (la CEI 60599 -1999) utilise les gammes révisées de rapports. Dans cette édition, l'évaluation des gaz dissous pour des limites de « normalité », est exigée avant d'être interprétée en utilisant des rapports. L'autre amélioration de la deuxième version est l'utilisation de la représentation graphique en 3D des gammes des rapports des gaz. [CEI-98]

**Table. I.11** : Code pour méthode CEI/IEEE  
Recommandation 599 [CEI-98]

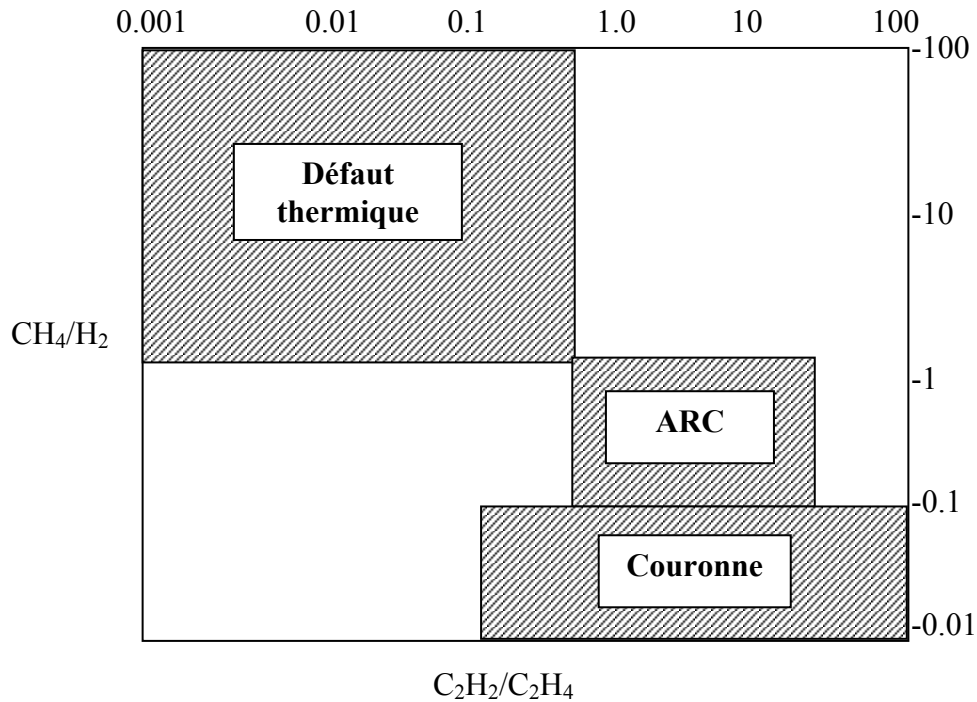
Rapport/Codes	Code 0	Code 1	Code2
$r_1 = \frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	< 0.1	0.1-3	>3
$r_2 = \frac{CH_4}{H_2}$	0.1-1	<0.1	>1
$r_3 = \frac{C_2H_4}{C_2H_6}$	<1	1-3	>3

**Tableau. III-12** : Interprétation de la CEI /IEEE Recommandation 599.

	Les intervalles pour les codes	Les rapports des gaz caractéristiques de défauts		
		$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	$\frac{CH_4}{H_2}$	$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$
	<0.1	0	1	0
	0.1-1	1	0	0
	1-3	1	2	1
	>3	2	2	2
N°	Type de défaut			
1	Pas de défaut	0	0	0
2	DP avec faible énergie	0	1	0
3	DP avec grande énergie	1	1	0
4	Décharge électrique avec faible énergie	1 ou 2	0	1 ou 2
5	Décharge électrique avec grande énergie	1	0	2
6	Surchauffement avec température < 150°	0	0	1
7	Surchauffement avec température 150°<T< 300°	0	2	0
8	Surchauffement avec température 300°<T< 700°	0	2	1
9	Surchauffement avec température T> 700°	0	2	2

**-Méthode de Doernenburg**

Les quatre ratios utilisés dans cette méthode sont : ( $CH_4/H_2$ ;  $C_2H_2/C_2H_4$ ;  $C_2H_2/CH_4$ ;  $C_2H_6/C_2H_2$ ). Puis deux rapports d'entres eux seront tracés sur un graphe d'axes logarithmiques (Fig. I.10).



**Fig. I.10.** Diagramme de Doernenburg [Dig-04, Gua-01]

L'analyse de gaz Doernenburg essaye d'identifier les anomalies suivantes :

- Défaut thermique
- Décharge partielle
- Décharge par arc

L'utilisation de cette méthode conduit à plusieurs cas de non identification de défaut, ce qui rend cette méthode peu utilisée.

En outre, les tables de ratios n'offrent pas une transition claire du niveau de gaz dans des cas de frontière. [Sam-00]

**c) Triangle de Duval**

Un point faible des techniques de ratios est qu'elles ne couvrent pas toutes les gammes des données et négligent souvent les données qui sont des rapports en dehors des seuils déterminés dans les tables. Duval a développé une représentation triangulaire pour dépasser ce problème. [Duv-89, Duv-02]

De nombreux laboratoires utilisent cette méthode, elle consiste au calcul de pourcentages de concentrations en (ppm) des trois gaz ( $CH_4$ ,  $C_2H_4$  et  $C_2H_2$ ) par rapport au total ( $CH_4+C_2H_4+C_2H_2$ ).

Ces pourcentages ( $CH_4\%$ ,  $C_2H_4\%$  et  $C_2H_2\%$ ) seront tracés dans un triangle divisé en régions indiquant le types de défaut (Fig.I.11). [Duv-02, Tha-00]

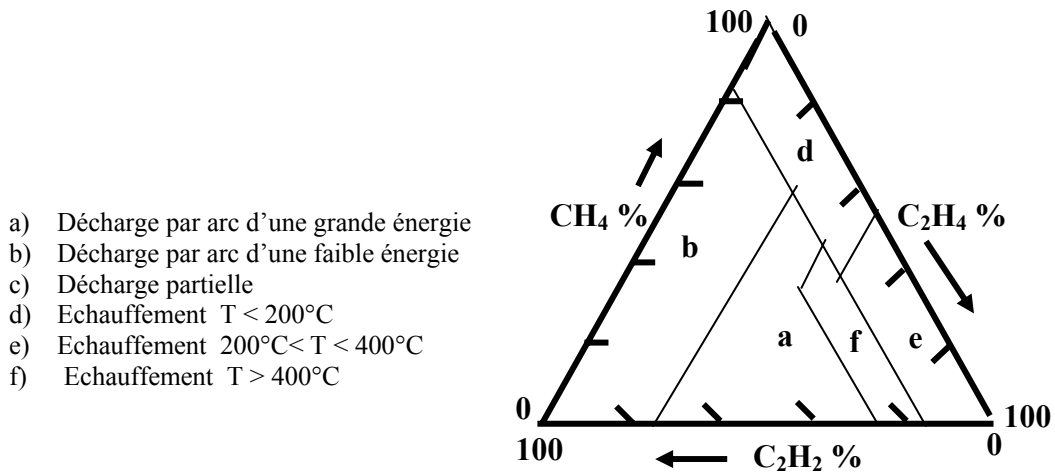


Fig. I.11. Triangle du Duval [Duv-89,Duv-02]

Par exemple : supposons qu'une analyse des gaz dissous dans l'huile d'un transformateur nous a donné les quantités suivantes :  
 $\text{CH}_4 = 45 \text{ ppm}$  ,  $\text{C}_2\text{H}_4 = 90$  ,  $\text{C}_2\text{H}_2 = 15 \text{ ppm}$

Par l'utilisation du triangle du Duval

$$T = \text{CH}_4 + \text{C}_2\text{H}_4 + \text{C}_2\text{H}_2 = 150$$

Le pourcentage du concentration de chaque gaz par rapport au total est

$$\text{CH}_4: 100 \cdot \text{CH}_4 / T = 100 \cdot 45 / 150 = 30\%$$

$$\text{C}_2\text{H}_4: 100 \cdot \text{C}_2\text{H}_4 / T = 100 \cdot 90 / 150 = 60\%$$

$$\text{C}_2\text{H}_2: 100 \cdot \text{C}_2\text{H}_2 / T = 100 \cdot 15 / 150 = 10\%$$

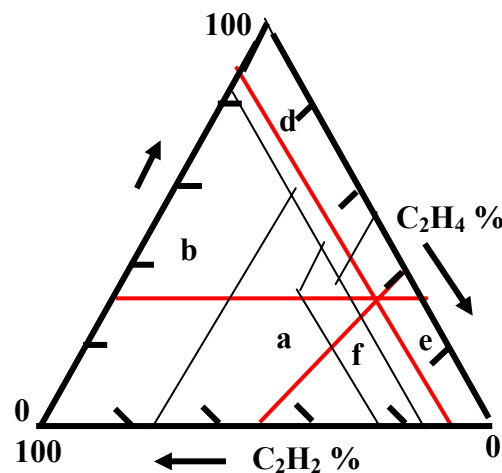


Fig. I.12 Exemple d'application de méthode de Duval.

Le point d'intersection est dans la zone (e), ce qui correspond au défaut *Echauffement*  $200^{\circ}\text{C} < T < 400^{\circ}\text{C}$ .

- Un point faible dans ces méthodes (méthodes de gaz principaux et celles de ratios), c'est que aucune d'elles ne peut diagnostiquer la participation de cellulose dans les défauts d'où la méthode suivante [Sam-00].

#### **d) Méthode TDCG**

Tous les gaz combustibles servent d'excellent indicateur de la détérioration d'isolation, la TDCG est définie comme la somme  $C_{tot}$  de concentrations de tous les gaz combustibles dans l'analyse de huile. C'est la somme des concentrations en partie par million (ppm), de l'hydrogène, du méthane, de l'éthane, de l'éthylène, de l'acétylène, et de l'oxyde et monoxyde de carbone dissous dans l'huile

Le diagnostic est alors basé sur les gaz dissous prédominants et leurs proportions relatives à la totalité de gaz combustibles dissous (TDCG), et des ratios des taux de génération (ppm/jours). [Sye-00, Duk-93].

Par exemple, si le niveau absolu de TDCG est plus de 720 ppm et contient environ 63% d'éthylène, il y a alors une indication d'huile surchauffée. La surveillance étroite est conseillée si le taux de génération TDCG excède 10 ppm/jours.

### **I.7 Conclusion**

L'intérêt des informations que peut apporter l'analyse des gaz dissous dans l'huile des transformateurs est aujourd'hui parfaitement reconnu Il est alors possible en fonction des résultats d'analyse de gaz dissous dans l'huile, de diagnostiquer les types d'accidents ou de défauts qui ont lieu dans le transformateur et cela, si l'analyse a été effectuée à temps ou régulièrement, avant qu'une lésion grave ou irréversible ne se produise.

Dans le cas où l'huile minérale a beaucoup dégradé, elle peut être retraitée, soit sur place, soit après arrêt et transport de l'appareil. Le traitement consiste généralement en un dégazage (pour éliminer les gaz et l'eau) et une filtration (élimination des particules solides), accompagnée éventuellement d'un passage sur terre absorbante (pour diminuer sa conductivité).

L'évaluation du comportement d'un appareil à l'huile isolante et la décision au sujet des actions à entreprendre devant les différents cas de défauts, sont toujours dans le champ des experts.

### **Références bibliographiques**

- [**Abd-02**] ; Abdi Sif Eddine, « *Influence du vieillissement thermique sur les propriétés de l'huile de transformateur* », mémoire de magistère, Ecole nationale polytechnique, El-Harrach - Alger, année 2002.
- [**Bou-01**] ; S. Bouazabia, « *Liquides diélectriques* », Ecole nationale polytechnique El-Harrach - Alger (ENP) & USTHB, Alger, Algérie, Année 2001.
- [**CEI-98**] : « *Rapport technique type 2* » ; CEI 61464-première édition-98
- [**D2450**], [**D 2470**], [**D2471**] ; « *Techniques de l'ingénieurs* » volume D2
- [**Dig.-04**], Ph.D. Joseph B. Digiorgio « *Dissolved Gas Analysis Of mineral Oil Insulating Fluids* », NNT copyrighted material. Article IEEE2004.
- [**Duk-93**]; James J. Dukarm « *Transformer Oil Diagnosis using Fuzzy Logic and Neural Network* »; CCECE/CCCEI93; Article IEEE-93
- [**Duv-89**]; M. Duval, « *Dissolved Gas Analysis: It Can Save Your Transformer* », Hydro-Quebec (IREQ); 1989 IEEE
- [**Duv-02**]; Michel Duval, « *A Review of Faults Detectable by Gas-in-Oil Analysis in Transformers* »; IREQ, Canada IEEE-2002
- [**Cha-00**] ; B. Chalabi, S. Ouabdeslam, M. Lebid, T. Ahmed zaïd, O. Hadjadj-aoul et A. Boubakeur « *Analyse Des Gaz Dissous Dans Les Huiles Dielectriques* », ; Ecole nationale polytechnique el-harrach - Alger, laboratoire d'analyse des Huiles, Dépt. Contrôle Mesures et Essais , Sonelgaz - Hamma – Alger, 2000
- [**Gua-01**] : J. L. Guardado, J. L. Naredo, Member, IEEE, P. Moreno, and C. R. Fuerte « *A Comparative Study of Neural Network Efficiency in Power Transformers Diagnosis Using Dissolved Gas Analysis* », IEEE transactions on power delivery, vol. 16, no.4, October 2001 643 méxico.
- [**Hon-01**]: Hong-Tzer Yang, Chiung-Chou Liao and Jeng-Hong Chou « *Fuzzy Learning Vector Quantization Networks for Power Transformer condition Assessment* », Dept. of Electrical Engineering, Chung Yuan Christian University Chung Li, Taiwan. Article IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation Vol. 8 No. 1, February 2001.
- [**Kam-97**] : O. Vanegas, Y. Mizuno, K.Naito, « *Diagnosis of oil-insulated Power Apparatus by using neural network* », Nagoya Institute of technology, Nagoya, Japan And Aichu Electric co. Ltd, Japan 1997 IEEE



[**Kje-99**] ; Kjell Sundkvist, «*Analyse des gaz dissous*», rapport technique de directeur produit huiles diélectriques, Nynas Naphthenics., 1999

[**Mok-04**] ; Leila Mokhnache, « *Application de RN dans le diagnostic et la prédiction des isolations HT* », Thèse Doctorat, , école nationale polytechnique, Janvier 2004.

[**Mok2-02**]; L. Mokhnache, A. Boubakeur, N.Nait Said, «*Application Of Neural Networks In The Diagnosis Of Transformer Oil Used By Sonelgaz*», 4<sup>ème</sup> CNHT Série B-Numéro special AJOT, pp. 51-54, Ghardaia, Algérie, Jan. 2002.

[**Sam-00**]; J. Samat, «*interpretation of DGA data and its use in the detection of malfunctions*», large power transformers GEC ALSTHOM St. OUEN ; France ;2000.

[**Sen-00**]; Q.Su, senior, C. Mi, Ll. L. Lai sensor, and P. Austin, «*A Fuzzy Dissolved Gas Analysis Method for the Diagnosis of Multiple Incipient Faults in a Transformer*», IEEE transactions on power systems, vol. 15, no. 2, may 2000

[**Sil-00**] ; N da. Silva. AN de Souza, R.M.C Hossri, J.H.C Hossri, «*Intelligent System applied in Diagnosis of Transformer Oil*», Université de Sao Paulo ( UNESP), Mobil Transformer Oil Regeneration System, Brazil, .publication en conference N°473, IEE2000

[**Son-02**] ; «Son Bin, Yu Ping, Luo Yunbai and Wen Xishan , *Study on the fault diagnosis of transformer based on the grey relational analysis*»; Article IEEE -2002

[**Sye-00**]; Syed Mofizul Islam, Tony Wu and Gerard Ledwic, « *A Novel Fuzzy Logic Approach to Transformer Fault Diagnosis*», Article IEEE Transactions an Dielectrics and Electrical Insulation, April 2000.

[**Tha-00**] ; K F Thang, R K Aggarwal, D G Esp, A J McGrail, «*Statistical and neural network analysis of dissolved gases in power transformers*», University of Bath, UK, The National Grid Company PLC, Conference Publication No. 473, IEE 2000.

[**Yan-96**] ; Yann-Chang Huang; Hong-Tzer Yang, Ching Lien Huang, «*Design of robust transformer fault diagnosis system using evolutionary fuzzy logic*»;: Article IEEE96.

[**Yan-97**] ; Yann-Chang Huang; Hong-Tzer Yang, Ching Lien Huang, «*Developing a new transformer fault diagnosis system through evolutionary fuzzy logic*»; Article IEEE 97.

[**Yan-00**]; R..Tu Yanming, «*DGA Based Insulation Diagnosis of Power Transformer via ANN*», Proceedings of The 6th International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials June 21-26,2000, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, China.

# *Introduction Générale*

**D**ans le développement (conception, optimisation) et dans l'utilisation (surveillance, sûreté de fonctionnement) d'un produit, l'outil numérique de modélisation, de simulation et de caractérisation est devenu incontournable. Ceci est principalement pour des raisons de coût et de temps, pour améliorer la fiabilité des systèmes par la mise en place de procédures de surveillance et, par conséquent, de maintenance conditionnelle efficace. Les méthodes dites techniques de l'intelligence artificielle sont actuellement les plus utilisées vue leur robustesse devant les problèmes complexes

La surveillance en ligne des transformateurs n'échappe pas à cette évolution. Au cours des dernières années, cette surveillance s'est développée et a permis de repérer les défaillances possibles avant qu'elles n'aient des conséquences graves. Dans ce cadre, la simulation des données d'un tel appareil, permettra une bonne mise en oeuvre d'un système et une bonne prévention de son comportement dans une situation quelconque, ceci aidera à prendre une décision en un temps court. Cependant, ces méthodes dépendent des données utilisées et elles reposent parfois sur la connaissance cumulée par les experts à partir de différents essais.

L'huile d'isolation, comme elle est très importante dans un transformateur, est le siège de différents types de défauts, qui peuvent devenir mortels pour l'appareil. Des gaz peuvent ainsi se former et se dissolvent dans l'huile. L'analyse quantitative et qualitative de ces gaz (Dissolved Gas Analysis DGA) permettent d'obtenir des informations utiles au sujet de la nature de la contrainte, son intensité, et le type de matériaux affecté. Cependant, ce n'est pas une tâche facile parce que la concentration en gaz dépend également de plusieurs variables du transformateur comme l'histoire de chargement, type de construction, volume d'huile, etc...

Habituellement la méthode de diagnostic par DGA est exécutée seulement par des experts aux différents laboratoires d'électrotechnique, où une grande quantité de la connaissance sur la relation entre les composants chimiques qui existent dans l'huile, et le type de défauts latents dans l'appareillage de puissance a été accumulée. Ce domaine a connu un intérêt croissant au cours des dernières années.

A partir de ce qui précède, des chercheurs ont commencé à développer des systèmes de diagnostic des isolations électriques, en utilisant l'intelligence artificielle (réseaux de neurones RN, logique floue, neuro\_flou, algorithmes génétiques ...), une grande partie de ces méthodes de diagnostic se basent sur la composition chimique de l'huile.

Nous présentons dans cette étude les méthodes de diagnostic de l'huile de transformateurs se basant sur la méthode d'analyse des gaz dissous (DGA). Pour conserver et améliorer l'expérience des analystes, nous avons appliqué deux techniques d'intelligence artificielle qui sont les réseaux de neurones, et la logique floue La connaissance utilisée est seulement la quantité des gaz dissous dans l'huile de l'appareil en question. Trois critères d'interprétation ont été employés, le critère donné par le Comité d'Electricité et de la Recherche Appliquée ECRA, le critère recommandé par le Comité d'Electrotechnique Internationale CEI (recommandation 599), et celui donné par Rogers au Central Electric de la Grande Bretagne (CEGB).

Nous avons divisé ce travail en cinq chapitres

- Le premier chapitre présente les différentes méthodes de diagnostic des huiles de transformateurs, et nous avons mis l'accent sur la méthode des gaz dissous où nous avons présenté les méthodes les plus utilisées pour l'interprétation de la présence de ces gaz.
- Dans le deuxième chapitre, nous présentons un aperçu sur les réseaux de neurones. Des méthodes d'apprentissage supervisé sont présentées pour être appliquées après dans le chapitre IV.
- Le troisième chapitre donne une idée générale sur la logique floue, ainsi que les différentes méthodes de conception d'un système flou.
- Le chapitre IV est dédié à l'application des réseaux de neurones au diagnostic par DGA. Nous avons appliqué un système entraîné par la méthode de *Levenberg Marquardt* (LM), au diagnostic d'un lot d'échantillons, avec les trois critères d'interprétations choisis. Les résultats obtenus et leurs discussions sont ainsi présentés.
- Le chapitre V présente l'application de la logique floue au diagnostic par DGA. Nous avons combiné la méthode de som-prod avec celle du centre de gravité pour simuler les mêmes échantillons utilisés dans l'application des RN. Les résultats obtenus et leurs discussions sont ainsi présentés.

La base des données a été soigneusement choisie des standards d'IEEE. Son utilisation nous a permis d'inclure facilement les critères de diagnostic choisis au système intelligent, et d'assurer une exactitude de diagnostic élevée.

- Nos horizons de recherche sont proposés à la fin du travail.

# Sommaire

## Introduction générale

### Chapitre I : Analyse des gaz dissous

I.1 Introduction.....	01
I.2. Historique .....	01
I. 3 Liquide isolant .....	02
I.3.1 Comment choisir un liquide isolant .....	03
I.3.2 Huiles minérales .....	03
I.3.2.1 Usage .....	04
I.3.2.2 Composition de l'huile minérale .....	04
I.3.2.3 Caractéristiques d'une huile minérale isolante .....	04
a) Les propriétés physiques .....	04
b) Les propriétés chimiques .....	05
c) les propriétés électriques .....	06
I.4. Défaillances et problèmes de transformateurs de puissance .....	07
I.5 Gestion de la vie d'un transformateur.....	08
I.6 Méthodes de Surveillance et diagnostic d'une isolation de transformateurs .....	09
I.6.1 Méthodes de diagnostic non traditionnelles.....	09
I.6.1.1 Essai en service des décharges partielles (DP) .....	09
I.6.1.2 Mesure de la tension de rétablissement .....	09
I.6.1.3 Logiciels et systèmes intelligents et experts pour le diagnostic .....	10
I.6.2 Méthodes de diagnostic traditionnelles (Analyse d'huile).....	10
I.6.2.1 Diagnostic utilisant des tests Physico-chimiques.....	10
I.6.2.2 Diagnostic avec analyse de gaz dissous (Dissolved Gas Analysis DGA) .....	11
a) Formation de gaz dissous dans l'huile lors de défaut.....	11
b) Procédure d'analyse des gaz dissous dans l'huile : .....	12
I.6.2.3 Méthodes d'interprétation .....	14
a)Méthodes de gaz Principaux .....	15
- Méthode ECRA .....	16
- Méthode CSUS .....	18
b) Méthodes De Rations .....	19
-Méthode de Rogers .....	19
-Méthode CEI .....	20
-Méthode de Doernenburg.....	21
c) Triangle de Duval .....	21
d) Méthode de TDCG.....	23
I.7 Conclusion .....	23
-Références bibliographiques .....	24

### Chapitre II. Introduction aux réseaux de neurones

II.1 Introduction .....	26
II.2 Un peu d'histoire .....	26
II-3 Le neurone biologique .....	27
II-3-1 définition .....	28
II-3-2 Anatomie de neurone .....	28
II-4 Le neurone artificiel .....	29
II.4.1 Fonction discriminant .....	30
a) Fonction de base linéaire LBF (Linear Basis Fonction) .....	30
b) Fonction de base radiale RBF (radial basis fonction) .....	30
c) Fonction de base elliptique EBF (Elliptic Basis Fonction) .....	30
II-4-2 Fonction dynamique linéaire .....	31
II.4.3 Fonction du transfert (fonction dynamique non linéaire) .....	31
II.5 Classification des réseaux de neurones .....	31

I.I5.1 Architecture .....	32
a) Réseaux statiques .....	32
b) Réseaux dynamiques.....	32
c) Réseaux à architecture auto-organisée .....	32
II.5.2 Apprentissage des réseaux de neurones.....	32
II.6 Réseaux de neurones à apprentissage supervisée .....	34
II.6.1 Définitions .....	34
II.6.2 Réseaux de neurones bases sur la décision DBNN .....	34
II.6.2.1 Le Perceptron .....	34
II.6.2.2 Adaline et Madaline .....	36
II.6.2.3 Apprentissage de réseau DBNN.....	37
a) Méthode de moindre carrée (LMS).....	37
b) Méthode de descente de gradient .....	38
I.6.3 Réseaux multicouches statiques.....	38
II.6.3.1 Apprentissage d'un réseau multicouche .....	39
a)Back propagation (retro propagation).....	39
a-1 Back propagation basé sur la méthode de descente de gradient :	40
a-2 Back propagation avec Momentum .....	42
a-3 B. P à descente de gradient avec momentum et taux d'apprentissage $\eta$ adaptatif.....	42
a-4 Back propagation avec l'algorithme quasi-Newton .....	43
a-5 Méthode de Levenberg-Marquardt (L.M).....	44
II.7.Conclusion.....	45
-Références bibliographiques .....	46

### **Chapitre III : introduction à la logique floue**

III.1 Introduction :	48
III.2 Historique .....	48
III.3 Structure Générale d'un système flou.....	49
III.4 Conception d'un système flou .....	49
III.4-1 Univers de discours.....	49
III.4-2 Fuzzification .....	50
III.4.3 inférences floues .....	53
III.4.3.1 Opérateurs de la logique floue .....	54
III.4.3.2 méthodes d'inférences floues.....	55
III.4.4. Defuzzification.....	56
III.5 Conclusion.....	57
- Références bibliographiques .....	58

### **Chapitre IV : Application des RNA au diagnostic par analyse des gaz dissous**

IV.1 Introduction.....	59
IV.2 Diagnostic utilisant le critère d'ECRA :	59
IV.2.1 Résultats et évaluation: .....	62
IV-3.Diagnostic utilisant le critère d'CEI :	63
IV.3.1 Résultats et évaluation .....	66
IV.4. Diagnostic utilisant le critère de Rogers .....	68
IV.4.1 Résultats et évaluation .....	71
IV.5. Conclusion .....	73
Références bibliographiques.....	74

## **Chapitre V- Application de la logique floue au diagnostic Des huiles par analyse des gaz dissous**

V.1 Introduction .....	75
V.2 Construction d'un système flou pour le diagnostic .....	75
V.2.1 diagnostic par la méthode de gaz principaux (méthode d'ECRA).....	75
a) Fonction d'appartenance .....	75
b) Règles d'inférences :.....	76
c) Résultats et discussions .....	77
V.2.2 diagnostic par la méthode d'CEI.....	78
a) <i>Codes flous de la CEI</i> .....	78
b) Fonctions d'appartenance .....	79
c) Règles d'inférences .....	80
- <i>méthodes de la matrice d'inférences</i> .....	80
- <i>méthodes de la table d'inférence</i> .....	82
c) Résultats et discussions .....	82
V.2.3 Diagnostic par la méthode de Rogers.....	85
a) <i>Codes flous de la méthode de Rogers</i> .....	86
b) Règles d'inférences.....	86
c) Résultats et discussions .....	88
V.3. Conclusion .....	89
- <i>Références bibliographiques</i> .....	90

### ***Conclusion générale***