

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



Ecole Nationale Polytechnique
Département d'Electrotechnique

Mémoire de Projet de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'Etat en
Electrotechnique

Thème

*Application de l'algorithme de fourmis artificielles et
l'algorithme des essais particulaires et trois critères
d'interprétation DUVAL, CEI et ROGERS pour le
Diagnostic de l'huile de transformateurs.*

Présenté par :

Bakir HAMMOUDA & Abdeslam AYOUAZ

Proposé et dirigé par :

Pr Ahmed BOUBAKEUR

Juin 2011

ENP 10, Avenue Hassen Badi, 16200 El Harrach, Alger.

Remerciements

Nous remercions Dieu, le tout puissant, pour nous avoir donné, le courage, la patience, la volonté et la force nécessaires, pour affronter toutes les difficultés et les obstacles, qui se sont hissés au travers de notre chemin, durant toutes nos années d'études.

Nous tenons à exprimer nos vifs remerciements à notre promoteur Pr Ahmed BOUBAKEUR pour son encadrement durant notre projet de fin d'études et ses conseils tout au long de notre travail.

Nous remercions aussi M^{elle} Leila MOKHNACHE, Professeur à l'université de Batna pour ses précieuses remarques tout au long de notre travail.

Nous remercions également Mr BENZERROUG, Ingénieur au laboratoire "Essais et Contrôle" du GRTE du groupe SONELGAZ d'avoir mis à notre disposition tous les moyens nécessaires pour mener à bien ce modeste travail.

Nous tenons à remercier les membres de jury d'avoir examiné notre projet de fin d'études.

Nous voulons remercier aussi Mr H. BOUBERTAKH enseignant à l'université de Jijel et Mr B. MOULA doctorant à l'Ecole Nationale Polytechnique pour leur aide et conseils durant notre travail.

Nous souhaitons aussi remercier tous les enseignants de l'Ecole Nationale Polytechnique, et en particulier les enseignants du Département d'Electrotechnique pour les connaissances qu'ils nous ont transmises durant notre formation.

Enfin, nous adressons nos plus sincères remerciements à nos parents, car nul autres qu'eux ne se sont plus sacrifiés pour notre bien et l'accomplissement de nos projets. Ils ont fait de nous ce que nous sommes aujourd'hui.

Que tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce modeste travail trouvent ici l'expression de notre sincère gratitude.

Dedication

Cordially I dedicate this modest work:

To the light of my life, my dear parents in testimony of their love and of their unlimited sacrifices, I wish their long life, that God keep them for me.

To my sisters: KAHNA, NABILA, LAMIA and RADIA.

To my brothers: RABAH and FAUCAL.

To my grandfathers and grandmother.

To my cousins, uncles and aunts.

To my brothers-in-law.

To all my family.

To my friends.

To you

Abdou

Dédicace

Je dédie ce modeste travail

A celle à qui mon cœur depuis sa naissance n'a pas pu éprouver qu'amour et reconnaissance, à celle qui a donné un sens à mon existence en m'offrant une éducation qui digne de confiance à ma chère Mère.

*A mon père, pour son amour et son soutien moral
depuis mon enfance.*

Père merci.

*A tout les membres de ma famille ; mes sœurs, mes frère,
mon neveu*

A la famille HAMMOUDA YAGOUB, IDER.

A mon copain Aïssa et sa famille

A mes amis de la cité universitaire BOURAOUI Amar,

*Et à tous ceux qui m'ont connu et aidé de près et de loin à la réalisation de
ce travail*

Et à vous.

Bakir

Liste des figures

Figure 2.1 : Auto-organisation dans les systèmes biologiques:	23
Figure 2.2 : Expérience du pont binaire de Deneubourg.	24
Figure 2.3 : Expérience du double pont binaire : (a) au début, (b) à la fin.	25
Figure 2.4 : Expérience de l'obstacle	26
Figure 2.5 : Comportement d'une fourmi naturelle lors de la recherche de nourriture (dans le cas des fourmis artificielles, il n'y a pas obligatoirement de phase de recrutement.)	29
Figure 2.6 : Le problème du voyageur de commerce optimisé par l'algorithme AS	34
Figure 2.7 : Grille utilisée dans (Lumer and Faieta, 1994).	40
Figure 3.1 : Etude du comportement des abeilles dans une ruche.	46
Figure 3.2 : détermination de la nouvelle position d'une particule dans un processus OEP (les trois flèches grisées représentent les trois effets pris en compte)	50
Figure 3.3 : Réseau d'information. Chaque tribu est un graphe complètement connecté (communication intra-tribu). Les tribus sont reliées par l'intermédiaire de leurs chamans (communication inter-tribu)	60
Figure 3.4 : Destruction de particule. La tribu T1 est détruite, les liens d'informations sont redistribués vers T2 et T3.	61
Figure 4.1 : relation entre le tour d'une fourmi et les tables de prise de décisions.	68
Figure 4.2 : variation de la quantité de phéromone en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°1	76
Figure 4.3 : variation de la quantité de phéromone en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°2.	76
Figure 4.4 : variation de la quantité de phéromone en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°3.	77
Figure 4.5 : variation de la quantité de phéromone en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°4.	77
Figure 4.6 : variation de la quantité de phéromone en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°5.	78
Figure 4.7 : Evolution de la fonction de performance et la meilleure position trouvée en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°1	79

Figure 4.7 : Evolution de la fonction de performance et la meilleure position trouvée en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°2.....	80
Figure 4.8 : Evolution de la fonction de performance et la meilleure position trouvée en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°3.....	80
Figure 4.8 : Evolution de la fonction de performance et la meilleure position trouvée en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°4.....	81
Figure 4.9 : Evolution de la fonction de performance et la meilleure position trouvée en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°5.....	81
Figure 5.1 : Triangle de DUVAL.....	85
Figure 5.2 : séparation de N ₂ , O ₂ , CO ₂ , et CO	89
Figure 5.3 : CH ₄ , C ₂ H ₆ , C ₂ H ₄ et C ₂ H ₂	90
Figure 5.4 : séparation de H ₂	91

Liste des tableaux

Tableau 4.1: Les échantillons analysés par l'expert.	74
Tableau 4.2: Quantités de phéromone obtenues à l'arrêt de l'algorithme.	75
Tableau 5.1: Etude des rapports par la méthode CEI 60599.....	86
Tableau 5.2: Etude des rapports par la méthode de ROGERS.....	87
Tableau 5.3: Table de correspondance des codes, méthode de ROGERS.....	88
Tableau 5.4: Echantillons utilisés.	92
Tableau 5.5: Résultats obtenus par la méthode de CEI 60599	93
Tableau 5.6: Table de correspondance des codes, méthode CEI 60599.....	94
Tableau 5.7: Résultats obtenus par la méthode de CEI 60599.....	94
Tableau 5.8: Table de correspondance des codes, méthode de ROGERS	95
Tableau 5.9: Résultats obtenus par la méthode de ROGERS.....	95
Tableau 5.10: Récapitulatif des résultats	96

Table des matières

Introduction Générale.....	1
Référence.....	3
Chapitre 1 : Les huiles isolantes pour transformateurs	
1.1 INTRODUCTION.....	5
1.2 Catégories des huiles isolantes	6
1.2.1 Les huiles synthétiques.....	6
1.2.1.1 les hydrocarbures halogénés.....	6
1.2.1.2 les hydrocarbures aromatiques et aliphatiques	6
1.2.1.3 les esters	6
1.2.1.4 les silicones.....	7
1.2.2 Les huiles d'origine végétales	7
1.2.3 Les huiles minérales	8
1.2.3.1 Tendance paraffinique	8
1.2.3.2 Tendance naphtéinique	9
1.2.3.3 Tendance aromatique	9
1.2.4 Choix des huiles de bases.....	9
1.3 Propriétés des huiles minérales isolantes	10
1.3.1 Les propriétés physiques	10
1.3.1.1 La viscosité.....	10
1.3.1.2 Point de congélation	10
1.3.1.3 Le point d'écoulement.....	11
1.3.1.4 Le point de feu.....	11
1.3.1.5 Le point d'éclair	11
1.3.1.6 Capacité thermique.....	12
1.3.1.7 Conductivité thermique	12
1.3.1.8 Masse volumique.....	12
1.3.1.9 Aspect. Couleur. Caractéristiques optiques	12
1.3.2 Les propriétés chimiques.....	13
1.3.2.1 L'acidité totale.....	13
1.3.2.2 Oxydation des huiles minérales isolantes	13
1.3.2.3 La teneur en soufre	14
1.3.3 Les propriétés électriques.....	14
1.3.3.1 La permittivité ou la constante diélectrique	14

1.3.3.2	La rigidité électrique	14
1.3.3.3	Le facteur de dissipation diélectrique ($\text{tg } \delta$)	15
1.4	Altération de l'huile isolante de transformateurs	15
1.4.1	Les huiles neuves.....	16
1.4.2	Les huiles faiblement polluées	16
1.4.3	Les huiles moyennement contaminées	17
1.4.4	Les huiles en dégradation avancées.....	17
1.5	Traitement des huiles de transformateurs.....	17
1.5.1	Filtration	17
1.5.2	Dégazage et séchage.....	17
1.6	Principe de régénération des huiles minérales usagées	18
CONCLUSION.....		18
Références		19

Chapitre 2 : Optimisation par colonie de fourmis

2.1	Introduction	21
2.2	Inspiration biologique.....	21
2.2.1	Expériences	23
2.2.2	L'intelligence collective des fourmis	26
2.3	Les processus d'auto-organisation chez les insectes sociaux.....	27
2.4	Le domaine des fourmis artificielles existe-t-il ?	28
2.4.1	Les fourmis numériques	28
2.4.2	Les fourmis vues comme un agent	29
2.5	Model mathématique :	30
2.5.1	Construction d'une solution par les fourmis	31
2.5.2	La recherche local	32
2.5.3	La mise à jour de la phéromone	32
2.6	Le problème d'optimisation.....	33
2.6.1	Optimisation combinatoire	33
2.6.1.1	Le problème du voyageur de commerce	34
2.6.1.2	Principe générale de l'algorithme AS.....	35
2.6.1.3	L'heuristique ACO.....	37
2.6.2	Optimisation numérique	38
2.6.2.1	Classification	38

2.6.2.2 Vie artificielle.....	40
2.7 Intensification et diversification.....	40
CONCLUSION.....	41
Références.....	42

Chapitre 3 : Optimisation par essaim particulaire

3.1 Introduction.....	44
3.2 Origine.....	44
3.3 Description et Principe général de l'OEP.....	46
3.4 Formulation.....	46
3.4.1 Taille de l'essaim.....	47
3.4.2 Liens d'information.....	47
3.4.3 Initialisation.....	49
3.4.4 Equations du mouvement.....	50
3.4.5 Confinement d'intervalle.....	51
3.4.6 Structure de l'Algorithme.....	52
3.5 Paramètres de l'algorithme.....	53
3.5.1 Vitesse maximale.....	53
3.5.2 Facteur d'inertie.....	54
3.5.3 Voisinage basé sur une distance euclidienne.....	54
3.6 l'essaim-mémoire.....	55
3.7 Paramétrages optimaux.....	55
3.8 Adaptation.....	56
3.8.1 Pondération à décroissance temporelle.....	56
3.8.2 Sélection et remplacement.....	57
3.8.3 Adaptation paramétrique.....	57
3.9 Tribus et structure tribale.....	58
3.9.1 Structure et Relations Tribales.....	58
3.9.2 Evolution des tribus.....	59
3.9.2.1 Destruction de particule.....	60
3.9.2.2 création de particules.....	61
3.9.2.3 Fréquence des adaptations.....	62
3.9.3 Evolution de l'essaim.....	63
Conclusion.....	63

Référence.....	64
Chapitre 4 : Diagnostic de l'huile de transformateurs par les deux algorithmes ACO et PSO	
4.1 Introduction.....	66
4.2 Entrées et sorties du système.....	66
4.3 Formulation du problème de diagnostic de l'huile de transformateurs par ACO.....	67
4.4 Formulation du problème de diagnostic de l'huile de transformateurs par PSO.....	71
4.5 Interprétation des résultats.....	73
4.5 .1 diagnostic par l'algorithme de colonies de fourmis.....	74
4.6 diagnostic par l'algorithme des essais particuliers	78
4.7 Discussion et Conclusion	81
Références	81
Chapitre 5 : Diagnostic de l'huile de transformateurs en se basant sur l'analyse des gaz dissous	
5.1 Analyse des gaz dissous	83
5.2 Procédure d'échantillonnage	83
5.3 Méthodes d'interprétations.....	84
5.3.1 Méthode de DUVAL	84
5.3.2 Méthode CEI 60599	85
5.3.3 Méthode de ROGERS	86
5.4 Séparation des gaz dissous de l'huile	88
5.4.1 Séparation du mélange N ₂ , O ₂ , CO ₂ , et CO.....	88
5.4.2 Séparation de CH ₄ , C ₂ H ₆ , C ₂ H ₄ et C ₂ H ₂	89
5.4.3 Séparation de H ₂	89
5.5 Interprétation des résultats.....	91
5.5.1 Application de la méthode de DUVAL a donné les résultats suivants.....	92
5.5.2 Application de la méthode de CEI 60599 a donné les résultats suivants	92
5.5.3 Application de la méthode de ROGERS a donné les résultats suivants	93
Discussion et Conclusion	95
Références	97
Conclusion Générale	98
Annexes	

Introduction Générale

Depuis la découverte de l'électricité, l'humanité n'a pas pu continuer à vivre sans elle. Elle fait partie de notre vie, et cette dépendance impose aux entreprises de production et de transport de l'électricité un service important et permanent. Surtout pour les infrastructures stratégiques, une interruption de l'alimentation peut engendrer des dégâts économiques.

La plupart des interruptions électriques sont dues au dysfonctionnement des équipements électriques, et en particulier les transformateurs.

Les transformateurs de puissance sont des composants essentiels pour les systèmes de transport et de distribution de l'énergie électrique. Ils constituent l'un des éléments les plus chers et il est donc fondamental qu'ils fonctionnent correctement durant de nombreuses années. Cela nécessite de trouver les méthodes préventives permettant de réduire les causes d'arrêt imprévisible des installations électriques. Ces méthodes doivent être efficaces pour agir avant que l'accident ne se produise.

La plupart des transformateurs de puissance sont remplis avec des liquides isolants. Ces liquides permettent d'assurer une bonne isolation électrique et le transfert de chaleur. En effet, en plus de leurs propriétés diélectriques, ils ont de bonnes propriétés de dissipation de chaleur comparés aux isolants solides et gazeux.

L'huile minérale constitue le liquide le plus communément employé dans les transformateurs de puissance, d'une part pour ses propriétés physico-chimiques et d'autre part pour son faible coût [I.1]. La surveillance de l'état de l'huile de transformateur en service est un moyen de prévention efficace. Elle peut renseigner sur l'état intérieur de la partie active.

Dans notre travail, nous avons appliqué deux approches de diagnostic, la première est basée sur les résultats physico-chimiques de l'huile, en développant deux algorithmes d'optimisations ; l'algorithme de colonie de fourmis (ACO) et l'algorithme des essaims particuliers (PSO). Dans la deuxième approche, nous avons utilisé trois critères de diagnostic ; DUVAL, CEI 60599 et ROGERS en se basant sur les résultats d'analyses chromatographiques des gaz dissous dans l'huile.

Après avoir appliqué ces différentes méthodes, nous faisons une comparaison entre les deux algorithmes ACO et PSO, et une autre comparaison entre les trois critères de diagnostic DUVAL, CEI 60599 et ROGERS.

Notre mémoire est constitué de cinq chapitres :

Dans le premier chapitre, nous donnons un aperçu sur les huiles isolantes pour transformateurs, en présentant leurs rôles, leurs différentes catégories et leurs propriétés physiques, électriques et chimiques, puis nous décrivons de leur altération, leur traitement et enfin le principe de régénération.

Dans le second chapitre, nous présentons le concept de l'optimisation par colonies de fourmis [I.2]. Au début, nous décrivons l'inspiration biologique et le processus d'auto-organisation, puis nous présentons le modèle mathématique. Nous citons par la suite, quelques expériences qui ont été faites sur des fourmis réelles pour comprendre leur comportement lors de la recherche de la nourriture.

Dans le troisième chapitre, nous présentons la méthode d'optimisation par essaims particuliers (Particle Swarm Optimization), qui est une méthode d'optimisation récente [I.3]. Nous décrivons son principe, sa formulation, les paramètres de l'algorithme d'optimisation et enfin nous présentons les Tribus et les structures tribales qui constituent un cas particulier des algorithmes par essaims particuliers.

Dans le quatrième chapitre, nous appliquons les deux algorithmes d'optimisation ACO et PSO pour le diagnostic de huile de transformateur, et présentons les résultats obtenus et que nous comparons à ceux donnés par l'expert.

Dans le cinquième chapitre, nous appliquons trois critères de diagnostic; DUVAL, CEI60599 et ROGERS en se basant sur les résultats d'analyse chromatographiques des gaz dissous dans l'huile. Nous avons à cet effet utilisé des données que le laboratoire d'essais et contrôle du GRTE a bien voulu mettre à notre disposition lors de notre stage dans cette structure.

Nous terminons notre mémoire par une conclusion générale résumant et évaluant les résultats.

Référence

- [I.1] **C. Perrier**, "Étude des huiles et des mélanges à base d'huile minérale pour transformateurs de puissance – recherche d'un mélange optimal", Thèse de Doctorat, École Centrale de Lyon, France, Avril 2005.
- [I.2] **M.Dorigo, T.Stutzle** "Ant colony optimization", library of congress cataloging-in – publication DATA, USA, 2004.
- [I.3] **E. Bonabo, M. Dorigo, G. Theraulaz**, "Swarm intelligence", Oxford University Press, USA, 1999.

Chapitre 1



Les huiles isolantes pour les transformateurs

1.1 INTRODUCTION

Dans les transformateurs de grande puissance, l'huile minérale est utilisée comme isolant et comme caloporteur et sert également à empêcher l'oxydation des conducteurs des enroulements, notant qu'en l'absence d'huile, le problème de l'oxydation s'avérerait particulièrement grave dans les transformateurs à haute tension où les décharges électriques par effet de couronne produiraient de l'ozone oxydant très puissant. En immergeant les enroulements dans l'huile on empêche la formation d'ozone et on permet l'évacuation de la chaleur vers les cuves extérieures; de plus, l'huile étant un meilleur isolant que l'air, on réussit par la même occasion à réduire les dimensions de l'appareil [1.1].

Cependant, l'huile possède l'inconvénient d'être inflammable, sa température d'ignition étant de l'ordre de 150°C seulement. Certains isolants liquides contournent ce problème, mais ils sont plus chers et, parfois ils sont incompatibles avec d'autres isolants qu'ils peuvent attaquer chimiquement.

Les huiles minérales isolantes peuvent être soumises à plusieurs contraintes: électriques, thermiques, chimiques, etc. Malgré les avantages qu'ils présentent, ces diélectriques se détériorent progressivement sous l'action combinée ou séparée de ces contraintes. L'analyse des performances de l'huile en service peut être appréciée par le diagnostic des différentes caractéristiques physico-chimiques et diélectriques. Ces dernières nous renseignent quant au degré de détérioration de l'huile.

Les méthodes de diagnostic de l'huile de transformateurs sont nombreuses. Les méthodes internes qui font une modélisation du système et les méthodes externes se basent sur le facteur d'expérience. Pour l'établissement d'un diagnostic de l'huile, deux approches existent ; la première assez largement utilisée se base sur l'analyse des gaz dissous dans l'huile , elle permet de donner le type de défaut qui existe dans cette huile en se basant sur les concentrations des différents gaz, la deuxième approche se base sur les tests physico-chimiques, elle permet de classer les huiles selon quatre catégories. Pour cela, et dans le cadre de notre PFE, nous avons effectué un stage pratique au niveau de la SONELGAZ, laboratoire "Essais et contrôle" GRTE, Hamma, Alger, et nous avons ramené une base de données (Annexe 1) qui représente les résultats d'analyse chromatographiques des gaz dissous des huiles minérales pour les transformateurs des régions : Annaba, Hassi Messaoud, Oran, Sétif.

1.2 Catégories des huiles isolantes

Dans l'industrie la classification des huiles est choisie en fonction de leur origine :

1.2.1 Les huiles synthétiques

Elles sont utilisées quand nous voulons améliorer des propriétés particulières comme la résistance au feu (transformateur) ou lorsque l'on recherche une meilleure stabilité thermique et de grandes performances diélectriques (câbles et condensateurs).

Suivant leur type de structure chimique, il existe quatre types principaux des liquides de synthèse [1.2] :

1.2.1.1 les hydrocarbures halogénés

Afin de réduire les risques d'incendie de matériels électriques, l'industrie électrotechnique a essentiellement employé des produits chlorés qui présentaient l'avantage de ne pas donner de gaz inflammables ou explosifs sous décharges partielles ou lors d'un claquage électrique. Le principe est de remplacer une partie des atomes d'hydrogène de la molécule par des atomes de chlore. Sous ionisation ou arc électrique, il se forme des molécules HCl au lieu d'hydrogène gazeux.

1.2.1.2 les hydrocarbures aromatiques et aliphatiques

Ce sont des huiles à des caractéristiques d'absorption gazeuse sous ionisation, les alkybenzènes, utilisés dans les câbles à haute tension et notamment pour le remplissage des diviseurs capacitifs. Les polybutènes utilisés essentiellement dans les câbles se caractérisent par une haute viscosité.

1.2.1.3 les esters

Les huiles esters sont apparus dans le monde depuis les années cinquante, on distingue différents types d'ester, chacun étant spécifique à une application.

Les phtalates ont été développés pour remplacer les PCB dans les condensateurs, mais leur marché a considérablement diminué au cours des trente dernières années, passant en Europe de plusieurs milliers de tonnes par an, à moins de 500 tonnes par suite du développement des condensateurs « secs » au film polypropylène métallisé [1.3].

Les esters de pentaérythritol ont été développés suite au bannissement des PCB pour l'imprégnation de l'isolation des transformateurs. Leur marché est relativement limité.

Les esters phosphoriques ont été proposés pour diverses applications (condensateurs, transformateurs) en raison de leur résistance au feu et de leur permittivité élevée, mais leur consommation est extrêmement faible.

Dans le passé, le dibutylsébaçate (DBS) et le dioctylsébaçate (DOS) ont été proposés et utilisés pour l'imprégnation de condensateurs, ainsi que le benzylnéocaprato (BNC). Ces produits ne sont plus utilisés de nos jours [1.3].

1.2.1.4 les silicones

Les huiles silicones les plus couramment utilisées sont des diméthyl-polysiloxanes. Elles se présentent sous la forme de liquides non toxiques ayant la consistance d'une huile, caractérisées par les propriétés suivantes [1.2]:

- ✓ Leur viscosité peut aller de 10 à 100 centistokes. Celle-ci variant beaucoup moins avec la température que celle des huiles minérales ou des diphényles chlorés.
- ✓ Leur point de congélation est exceptionnellement bas (-60°C).
- ✓ Leur bonne stabilité thermique (température d'utilisation jusqu'à 200°C).

Compte tenu de leur prix élevé, les huiles silicones sont utilisées dans l'isolation de petits matériels travaillant à haute température. L'inconvénient des diméthylsiloxanes est que leur rigidité diélectrique diminue considérablement à la suite d'une rupture diélectrique, et que la présence d'un arc dégage une grande quantité de gaz.

1.2.2 Les huiles d'origine végétales

Les huiles végétales ont fait partie des premiers liquides isolants utilisés pour la fabrication d'appareils électriques. Il existe une grande variété d'huiles végétales. Seule l'huile de ricin est utilisée depuis de longues années. Elle sert à l'imprégnation des condensateurs de stockage d'énergie.

Elles sont généralement peu toxiques et biodégradables. Ces qualités sont dues notamment à une faible résistance à l'oxydation et à l'hydrolyse. Ces deux caractéristiques, qui sont favorables pour l'aspect écotoxicologique, représentent un inconvénient important pour les applications électrotechniques. Par ailleurs, leur tenue diélectrique n'est pas très élevée. Pour ces raisons, les huiles végétales sont relativement peu utilisées (essentiellement dans certains types de condensateurs pour courant continu), bien que leur emploi dans les transformateurs ait été proposé récemment [1.3].

1.2.3 Les huiles minérales

L'utilisation des huiles minérales dans les matériels électriques remonte pratiquement au début de leur production industrielle. Elles ont deux fonctions principales : l'isolation électrique et le transfert thermique.

Ce sont des produits naturels obtenus directement par raffinage de bruts pétroliers suivant un procédé qui inclut habituellement une distillation, suivie d'une opération de déparaffinage, d'une extraction par solvant et d'une hydrogénation catalytique. et leur composition chimique est extrêmement compliquée (plusieurs milliers de molécules différentes) et peut varier dans de larges proportions.

Une huile minérale isolante ou diélectrique est une huile qui présente une faible conductivité électrique du fait d'une densité de charges peu importante. Elle se compose principalement [1.2] :

- ✓ D'une huile dite de base (ou d'un mélange d'huiles de base) obtenue selon des procédés traditionnels de raffinage du pétrole brut.
- ✓ De composés chimiques appelés additifs, en teneur très variable, qui permettent d'atteindre les spécifications d'emploi des huiles finies.

La composition d'une huile minérale reflète, en général, celle du distillat d'origine. Les huiles de base en électrotechnique répondent à trois grandes classes de tendances chimiques. Elles sont définies par leur teneur en carbone paraffinique (CP), en carbone naphthénique (Cn) et en carbone aromatique (Ca).

1.2.3.1 Tendances paraffiniques

Dans ce type d'huile, la tendance paraffinique ou la présence d'hydrocarbures paraffiniques prédomine. Ces hydrocarbures sont des molécules complexes à structure saturée et à chaîne droite ramifiée ou non, mais non cycliques.

Les caractères de cette famille d'huiles riches en hydrocarbures paraffiniques sont :

- ✓ Une faible densité pour une viscosité donnée ;
- ✓ Une variation relativement faible de la viscosité en fonction de la température ;
- ✓ Une faible volatilité pour une viscosité donnée ;
- ✓ Un faible pouvoir solvant.

1.2.3.2 Tendance naphthénique

C'est une huile riche en hydrocarbures naphthéniques, c'est à dire, il y a présence d'hydrocarbures cycliques à liaisons saturées. Les caractéristiques physiques et chimiques de ces hydrocarbures se traduisent en particulier par :

- ✓ Une densité relativement élevée pour une viscosité donnée ;
- ✓ Des variations assez rapides de viscosité en fonction de la température
- ✓ Une plus grande volatilité que les fonctions paraffiniques correspondantes de même viscosité.
- ✓ Un pouvoir solvant relativement élevé.

Ce type d'hydrocarbures renferme les propriétés les plus recherchées pour les huiles de graissages.

1.2.3.3 Tendance aromatique

Ce sont des huiles composées de fonctions à noyau benzéniques se caractérisant par une densité très élevée, un indice de viscosité très faible, une très faible résistance à l'oxydation, un point d'aniline très bas (soit un pouvoir solvant très élevé) et une facilité d'émulsion avec l'eau. L'utilisation de ces hydrocarbures dans la fabrication des huiles est très limitée en raison de leur altérabilité. Ils sont facilement oxydables et provoquent la formation de dépôts résineux ou asphaltiques accompagnés de dérivées corrosifs. La fabrication d'huiles finies lubrifiantes, isolantes ou autres, est orientée par les tendances des huiles de base.

Le point d'aniline de l'huile, qui est défini comme la température minimale pour laquelle des volumes égaux d'huile et d'aniline sont miscibles en toute proportion, mesure le pouvoir solvant de l'huile. Sa vapeur est en relation avec la teneur en hydrocarbures aromatiques de l'huile, mais est influencée également par d'autres facteurs chimiques : ramifications, insaturations et masse moléculaire [1.2].

1.2.4 Choix des huiles de bases

Le choix des huiles de base est déterminé par rapport :

- ✓ A la nature chimique recherchée de l'huile : paraffinique, naphthénique ou aromatique.
- ✓ Aux caractéristiques physiques et chimiques que l'on désire conférer à l'huile finie : la viscosité, la densité, l'indice de viscosité, la résistance à l'oxydation, etc...

L'obtention d'une huile finie apte à répondre aux exigences des diverses contraintes d'utilisation, fait appel à l'usage d'un certain nombre d'additifs. Ces derniers, qui sont d'une

importance capitale dans l'industrie des huiles minérales isolantes sont des produits chimiques incorporés en petite quantité dans l'huile de base, pour améliorer certaines propriétés tels que l'indice de viscosité, le pouvoir antioxydant pouvant retarder l'action de l'oxygène sur l'huile en service, le point d'écoulement, etc...[1.2].

1.3 Propriétés des huiles minérales isolantes

Les propriétés d'une huile minérale isolante peuvent être classées de la manière suivante :

1.3.1 Les propriétés physiques

1.3.1.1 La viscosité

Le choix d'une huile dépend essentiellement de la valeur de la viscosité, c'est un critère particulièrement important pour apprécier la qualité de l'huile.

La viscosité est le pouvoir caractéristique des fluides à résister au déplacement d'une partie de ce fluide par rapport à l'autre.

Elle s'exprime par la relation suivante :

$$CST = Ct - \frac{b}{t}$$

CST : Viscosité en centistokes.

C : Constante de viscosité.

t : Durée de l'écoulement en secondes.

b : Coefficient du viscosimètre.

L'indice de viscosité (*VI*) est une caractéristique donnant la variation de la viscosité d'une huile en fonction de la température. Une huile est d'autant meilleure que sa variation de viscosité en fonction de la température est faible [1.4].

1.3.1.2 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°. Pour une fraction pétrolière, le point de congélation s'étend sur tout un intervalle de température, du fait de la présence des différentes familles d'hydrocarbures.

Cette caractéristique présente un avantage dans le domaine du raffinage, étant donné qu'elle est la base de la séparation par cristallisation fractionnée.

Un point de congélation bas dénote une nature de tendance aromatique. Un point de congélation élevé (supérieur à 70-75°C) est relatif à des fractions riches en paraffines.

1.3.1.3 Le point d'écoulement

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

Les liquides utilisés se figent généralement à températures pouvant aller de -60°C (polybutènes, huiles silicones) à 30°C (huile minérale), sans parler des liquides de synthèse à haut points d'écoulement (+9°C pour les chlorobiphényles) et des huiles pour câbles à matière non migrante dont les points d'écoulement sont de 80 à 100°C [1.4].

Le point d'écoulement : température à laquelle les liquides se figent, est déterminé suivant la norme ISO.3016. il est défini comme la température la plus basse pour laquelle un liquide peut couler lorsqu'il est refroidi à des conditions fixées. Lorsqu'un liquide est refroidi, il acquiert une certaine consistance qui n'est pas la congélation, correspondant à l'état solide d'un corps pur à température fixe. Cette consistance est liée à la masse moléculaire et à la composition du liquide en mélange de différentes molécules (isomères et additifs) [1.4].

1.3.1.4 Le point de feu

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

1.3.1.5 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.

1.3.1.6 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 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.

1.3.1.7 Conductivité thermique

La conductivité thermique (λ), 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) [1.4].

1.3.1.8 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. La relation entre la densité par rapport à l'eau (specific gravity) et le degré API, à la température de 60°F est la suivante [1.4]:

$$\text{deg API} = \frac{141.5}{\text{specific gravity}} - 191.5$$

Les masses volumiques de divers liquides vont d'environ 800 à 1600 kg/m³.

1.3.1.9 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 [1.4].

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 pénétrer dans sa structure.

1.3.2 Les propriétés chimiques

1.3.2.1 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 déci normale nécessaire pour neutraliser un gramme d'huile [1.5].

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.

1.3.2.2 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.

1.3.2.3 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 immergée dans une huile à 140 °C pendant 19h (norme N.F T60-131 (CEI 296 A). La coloration qu'elle prend permet de juger si les composés soufrés sont corrosifs ou non.

1.3.3 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 [1.5].

1.3.3.1 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 constitution 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 (ϵ_r) est définie comme étant le rapport entre la capacité (C) d'une cellule remplie de liquide et la capacité (C_v) de la même cellule ayant le vide comme diélectrique [1.4] :

$$\epsilon_r = \frac{C}{C_v}$$

Elle est influencée par la température ainsi que la fréquence de la tension 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.

1.3.3.2 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.

La rigidité électrique n'est pas un critère de la qualité de fabrication des huiles isolantes, mais un essai conventionnel destiné à découvrir 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 filtrage et un traitement contre les décharges électriques avant introduction dans les appareils auxquels elles sont destinées.

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

Le facteur de dissipation diélectrique d'un matériau isolant est la tangente d'angle de pertes qui est l'angle complémentaire du déphasage entre la tension appliquée au diélectrique et le courant qui en résulte.

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 [1.5].

1.4 Altération de l'huile isolante de transformateurs

Malgré les avantages qu'elle présente, l'huile est comme les autres matériaux au long de leur utilisation elle finit par se détériorer progressivement, sous l'effet combiné ou séparé des contraintes : électrique, chimique et thermique. Ce phénomène est connu sous le nom de vieillissement,

L'huile de transformateur subit trois sortes de vieillissement [1.6]:

- ✓ Un vieillissement électrique qui provient de l'action des décharges partielles et des phénomènes de polarisation dont l'origine est l'exposition prolongée au champ électrique.

- ✓ Un vieillissement électrochimique qui résulte de l'action de certains produits chimiques soumis à un champ prolongé. La présence de ces agents dans l'huile est soit accidentelle, soit due à sa propre dégradation.
- ✓ Un vieillissement thermique est dû aux températures élevées auxquelles est soumise l'huile de façon continue ou progressivement durant son utilisation.

Le diagnostic permet de déterminer l'état interne du transformateur et de reconnaître la cause de ses défaillances, La décision du maintien du transformateur en exploitation est prise suivant les recommandations des normes.

Les méthodes de diagnostic sont nombreuses. Pour la détermination des avaries des transformateurs, il existe deux approches. La première est basée sur l'analyse des gaz dissous dans l'huile. Elle est efficace pour la prévention des accidents car elle renseigne sur l'état de dégradation de l'huile et celui de l'appareil qui la contient. Elle comporte trois phases successives : l'échantillonnage de l'huile, l'extraction des gaz et ensuite leur analyse. Pour l'interprétation des analyses de gaz dissous, il existe plusieurs méthodes d'interprétations: la méthode CEI 60599, la méthode de Deneubourg, le triangle de DUVAL, la méthode de ROGERS, ...etc. La deuxième approche se base sur les tests physico-chimiques, elle permet de classer les huiles selon quatre catégories [1.3]:

1.4.1 Les huiles neuves

Leurs caractéristiques sont données comme suit [1.2]:

- ✓ Permittivité $2,1 \div 2,5$; 90°C .
- ✓ Résistivité $20 \div 2000 \text{ G m}$; 90°C .
- ✓ rigidité diélectrique $30 \div 50 \text{ kV/cm}$.
- ✓ facteur de dissipation $0,001 \div 0,005$. 90°C .

1.4.2 Les huiles faiblement polluées

Elles se caractérisent par de bonnes valeurs des propriétés physico-chimiques et une tension de claquage faible. Leur contamination est généralement due à la présence d'eau et de particules solides en suspension. Elles nécessitent un traitement physique (filtrage et séchage).

1.4.3 Les huiles moyennement contaminées

Ces huiles nécessitent un traitement chimique (régénération) suivi d'un traitement physique. Leurs caractéristiques sont les suivantes [1.6]:

- ✓ indice de couleur $2 \div 4$.
- ✓ indice d'acidité $0.03 \div 0.04$ g KOH/g.
- ✓ facteur de dissipation $0.005 \div 0.05$.

1.4.4 Les huiles en dégradation avancées

Elles sont fortement contaminées et possèdent des caractéristiques très éloignées des valeurs recommandées par les normes. Leur récupération est possible mais elle serait plus coûteuse que leur remplacement.

1.5 Traitement des huiles de transformateurs

Le traitement de l'huile neuve ou peu vieillie comporte l'élimination des constituants suivants [8]:

- ✓ Impuretés solides.
- ✓ Eau libre ou dissoute.
- ✓ Air dissous.

Le filtrage, le dégazage et le séchage des huiles isolantes permettent d'augmenter notablement la rigidité diélectrique et d'améliorer le facteur de pertes $\text{tg } \delta$.

Ce dernier n'est amélioré que dans la mesure où il dépend de la teneur en eau. Le séchage et le dégazage de l'huile réduisent aussi la teneur en eau du papier.

1.5.1 Filtration

Une bonne filtration exige un filtre qui permet le passage d'une huile à viscosité élevée, tout en arrêtant les particules les plus fines. Elle s'effectue à l'aide de cartouches filtrantes à densité échelonnée suivant la profondeur. La densité et la distribution des fibres sont soigneusement adaptées,

1.5.2 Dégazage et séchage

L'évacuation de la cuve de dégazage produit la vaporisation de l'eau libre ou dissoute contenue dans l'huile. La vapeur d'eau dégagée par l'huile ainsi que l'air sont aspirés

par la pompe à vide hors de la cuve de dégazage. Le rendement de la vaporisation dépend toute fois du mode de dégazage.

La pulvérisation de l'huile produit une grande surface pour la vaporisation. La qualité du vide exerce en outre une grande influence sur la teneur résiduelle en eau et air.

Une élévation de la température de traitement ne permet pas de compenser les inconvénients d'un vide insuffisant. La colonne de dégazage utilisée dans l'installation, avec des éléments de remplissage, présente l'avantage d'une grande surface et d'un bon échange entre couches, de sorte que le vide est pleinement utilisé et toute l'huile traitée.

1.6 Principe de régénération des huiles minérales usagées

Il s'agit d'un procédé qui élimine, à l'aide de produits chimiques et d'adsorbants, les agents contaminants acides et colloïdaux et les produits de dégradation de l'huile, afin d'obtenir une huile dont la plupart des caractéristiques sont comparables à celles d'un produit neuf ou ayant des propriétés aussi proches que possible des valeurs initiales.

La régénération est habituellement exécutée en raffinerie, mais également, elle peut être effectuée sur place si l'utilisateur possède les moyens appropriés pour cette opération.

Des conseils généraux pour la régénération des huiles sont donnés dans la norme française NF C 27 222.

CONCLUSION

Évaluée en termes de risques, la nécessité de surveiller les transformateurs en service, est d'une première importance. Les techniques actuelles les plus puissantes pour évaluer l'état d'un transformateur sont fondées sur l'analyse physico-chimique des différentes propriétés de l'huile. En effet, pour assurer la continuité de fonctionnement de l'appareil, l'huile isolante doit avoir les qualités suivantes :

- ✓ Forte rigidité diélectrique ;
- ✓ Stabilité thermique dans une large gamme de température ;
- ✓ Grande pureté, ce qui entraîne une homogénéité et une bonne reproductibilité de la rigidité diélectrique ;
- ✓ Non polaire, ce qui conduit à une faible dissociation d'espèces et conduit à une faible contamination ;

- ✓ Non toxique et biodégradable, et donc conforme à la loi en vigueur sur la protection de l'environnement ;
- ✓ Grand indice d'aromaticité, ce qui lui confère de bonnes propriétés de gassing.

Références

- [1.1] **T.Wildi**, “ Electrotechnique “, 3^{ème} édition, PU Laval Presse univers, 2000.
- [1.2] **B.Moula**, “Comportement de l'huile de transformateur « Borak 22 » sous tension alternative 50 Hz “, Mémoire de Magistère, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Mai 2007.
- [1.3] **N.Berger**, “Liquide isolants en Electrotechnique : Caractéristiques des produits “, Technique de l'Ingénieur, D2471, 10 novembre 2002.
- [1.4] **S.Bouazabia** : 'Les Huiles Isolantes de Transformateur', Séminaire sur les huiles isolantes de transformateur, ENP le 1-8 Juin 1999.
- [1.5] **F.BOUMAHRA, I.OMRANI**, "Etude de l'effet d'une barrière isolante sur la charge apparente de préclaquage dans les intervalles d'huile de transformateur sous tension alternative", Projet de Fin d'Etudes, Département Génie électrique, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, 2010.
- [1.6] **N.Aouchar, C.Bekhaled**, "Application des systèmes hybrides neuro-flous au diagnostic des huiles de transformateur", Projet de Fin d'Etudes, Département Génie électrique, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, 2005.

Chapitre 2



Optimisation par colonie de fourmis

2.1 Introduction

La métaheuristique ACO (Ant Colony Optimization) s'inspire du comportement collectif des colonies de fourmis pour résoudre des problèmes à base de graphes. Cette méthode a été introduite par Marco Dorigo de l'INRIDIA de Bruxelles dans [Dorigo et al. 1991] [2.1]. L'optimisation par colonies de fourmis est basée sur le constat que, dans la nature, les fourmis (des animaux aveugles) sont capables d'établir par une somme d'interactions élémentaires le plus court chemin de leur nid à un objectif (une source de nourriture par exemple). Le but de cette approche est de faciliter la parallélisation de l'effort de calcul en utilisant une multitude d'agents élémentaires (les fourmis) effectuant chacun de très simples actions.

Les éthologistes ont montré que les fourmis communiquent entre elles au travers d'une hormone volatile, la phéromone, qu'elles déposent le long de leur chemin. Ainsi, au cours de son voyage, une fourmi sera incitée à suivre la trace laissée par celles qui l'ont précédée. Lorsqu'une colonie de fourmis doit emprunter un pont à deux branches de longueurs différentes pour exploiter une source de nourriture, elle opte pour la branche courte si la différence entre les deux branches est suffisamment importante. Les fourmis déposent de la phéromone pour aller vers la source de nourriture et au retour vers le nid. Au départ, le choix est aléatoires mais la branche la plus courte devient vite la plus marquée car les fourmis qui l'empruntent arrivent plus vite au nid et auront statistiquement plus de chance de l'emprunter lorsqu'elles retourneront vers leur objectif [2.1].

2.2 Inspiration biologique

À la fin des années 80, une nouvelle voie d'exploration est apparue en intelligence artificielle. Il s'agit de l'étude et de l'utilisation des phénomènes observés dans la nature (voir figure 2.1). En effet, ce sont des systèmes composés d'agents très simples, qui peuvent produire des constructions complexes et des solutions à des problèmes non triviaux.

Les informaticiens ont repris les principes d'auto-organisation et d'émergence présents dans ces sociétés, pour définir ce que l'on nomme l'intelligence collective.

Nous pouvons dire que l'intelligence collective caractérise un système où le travail collectif des entités (non complexes) interagissant entre elles fait "émerger" un comportement complexe global.

La méthode de recherche par colonie de fourmis basée sur le dépôt et l'évaporation de pistes de phéromone, et la méthode d'essaims particuliers ne sont que deux méthodes parmi d'autres qui s'inspirent de la biologie. Nous trouvons ainsi, dans la nature, plusieurs exemples qui donnent des idées pour la conception algorithmique. À titre d'exemple, nous pouvons citer les vols groupés d'oiseaux. Ces comportements se trouvent aussi chez des organismes plus simples unicellulaires, comme les bactéries. De nouvelles recherches ont établi que les bactéries utilisent des molécules pour communiquer entre elles. Elles utilisent un réseau composé de liens de cellule à cellule. Elles sont capables de détecter des changements dans leur environnement, s'associer avec des bactéries d'une même espèce, faire des alliances bénéfiques avec d'autres espèces, et prendre l'avantage sur des espèces concurrentes. Ce type de stratégie collective est également attribué aux fourmis, aux abeilles et . . . aux humains. Les avantages liés à l'utilisation d'une telle approche sont [2.2] :

- ✓ la production d'une performance collective supérieure à celle des individus.
- ✓ une plus grande adaptation et flexibilité aux environnements réels (en général dynamiques).
- ✓ la fiabilité du système dans son ensemble (la perte d'un agent ne met pas en cause le processus général).
- ✓ le faible coût des "unités"

Par contre, un certain nombre de problèmes surgissent :

- ✓ difficulté pour anticiper la résolution d'un problème par une intelligence "émergente".
- ✓ problèmes de formulation, de compréhension et de preuve de la résolution.
- ✓ nécessité d'un grand nombre d'agents (notion de masse critique), donc risques de conflits.
- ✓ risques de comportements oscillatoires ou bloquants.
- ✓ pas de coopérations locales intentionnelles, c'est-à-dire de comportements volontairement coopératifs dédiés ou exigés par les individus.



Figure 2.1 – Auto-organisation dans les systèmes biologiques: [2.2].

- (a) Une colonie de fourmis qui ramène de la nourriture vers le nid.
- (b) Un essaim d'abeilles.

2.2.1 Expériences

Pour bien étudier le comportement des fourmis, des chercheurs ont mené différentes expériences, Ces expériences (expérience de Deneubourg) ont permis l'élaboration d'un modèle comportemental mathématique et la naissance d'un panel d'algorithmes d'optimisation. L'expérience la plus connue est celle du pont binaire, dans laquelle, le nid des fourmis et la source de nourriture sont séparés par un pont binaire constitué de deux branches identiques (figure 2.2). Au départ, il n'y a aucune trace de phéromone sur les deux branches, chacune donc peut être choisie avec la même probabilité (figure 2.2 (a)).

Après une phase de fluctuations, la quantité de phéromone a tendance à s'accumuler sur un chemin et il a été observé alors que les fourmis prenaient collectivement le même itinéraire après quelques minutes (figure 2.2 (b)).

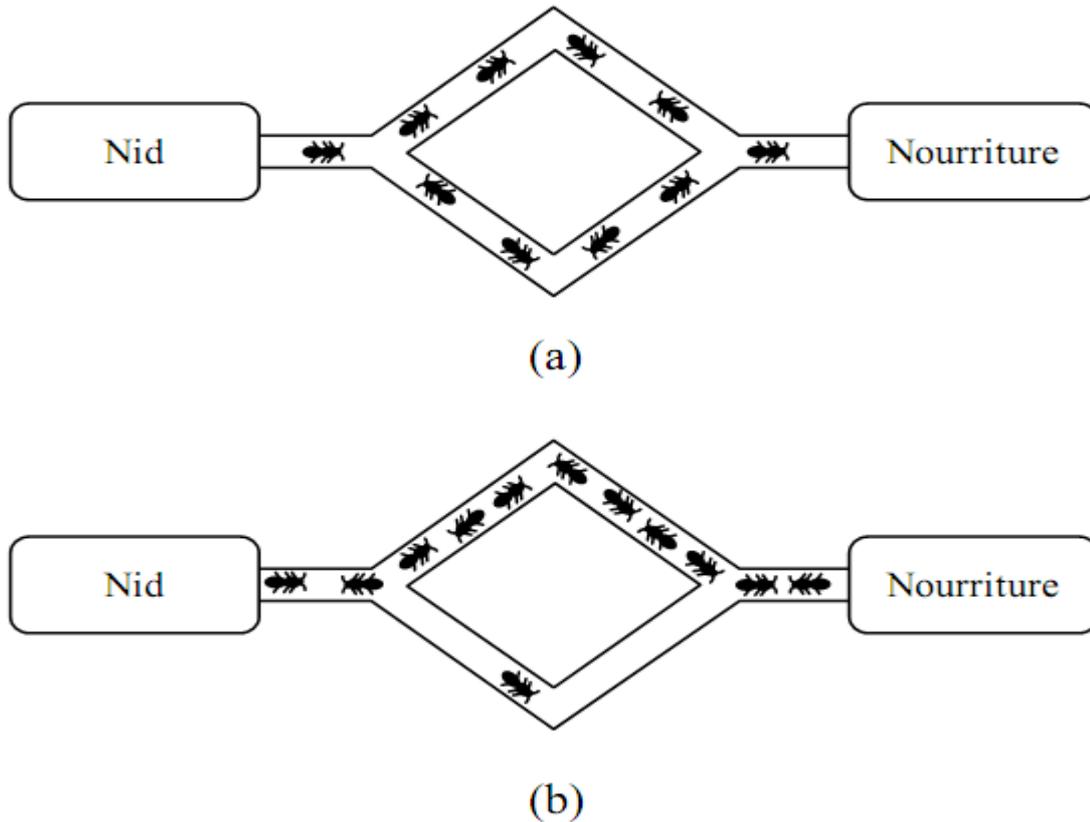


Figure 2.2: Expérience du pont binaire de Deneubourg.[2.3]

Une variante de l'expérience du pont binaire considère un double pont avec des branches de longueurs différentes (figure 2.3). L'effet produit sera que l'itinéraire le plus court sera sélectionné. En effet, les premières fourmis qui ont pris le chemin le plus court (les deux branches les plus courtes) arrivent à la source de nourriture en premier, et retournent au nid avec la nourriture en premier. Ce chemin, marqué deux fois par les phéromones, attire plus les autres fourmis que le long chemin (les deux branches longues), qui lui est marqué une seule fois dans le sens de l'aller. Cet effet se renforce au fur et à mesure, jusqu'à ce que toutes les fourmis choisissent le chemin le plus court [2.3].

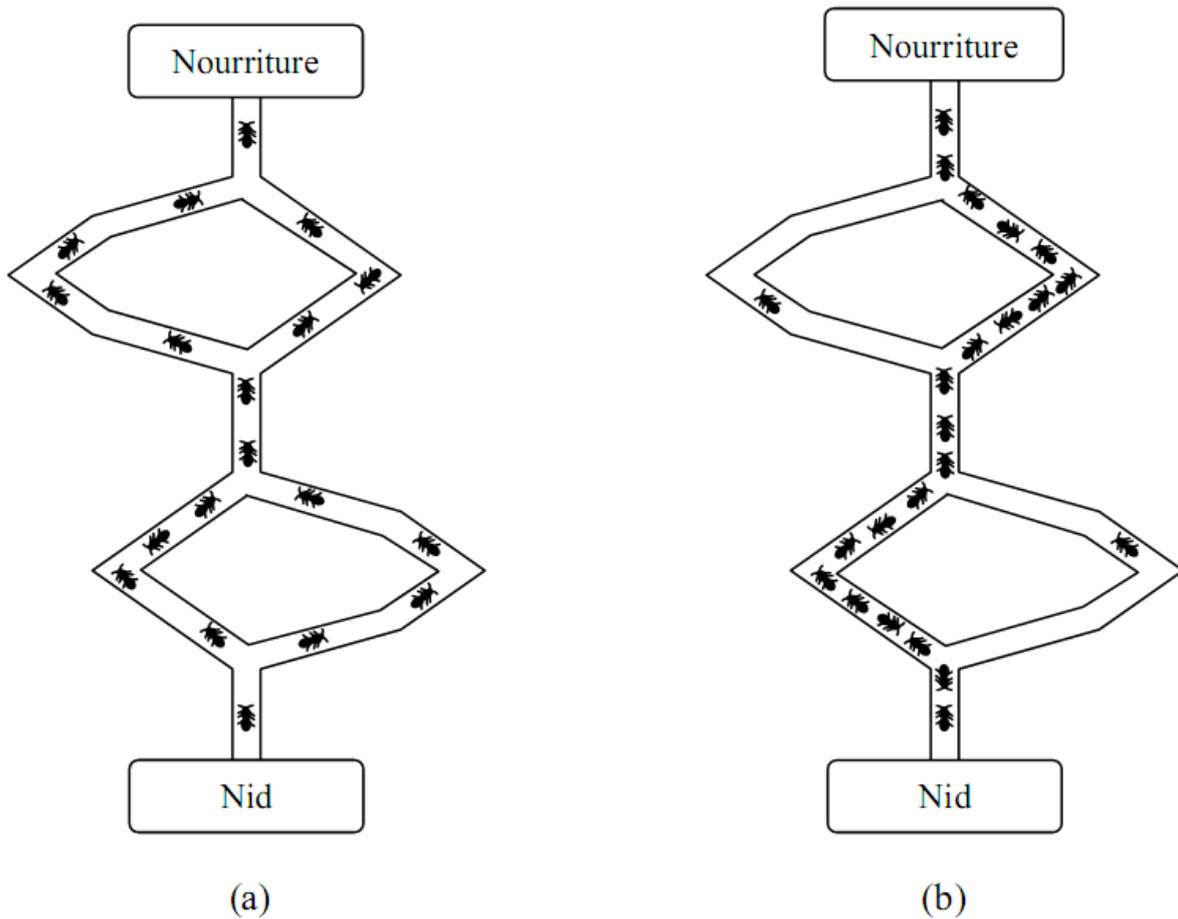


Figure 2.3: Expérience du double pont binaire : (a) au début, (b) à la fin. [2.3]

Dans une autre expérience, alors que les fourmis suivent une piste de phéromone (figure 2.4(a)), un obstacle est placé afin de leur barrer la route (figure 2.4(b)). Les fourmis ont alors le choix de contourner cet obstacle par la droite ou par la gauche. Puisque, il n'y a aucune trace de phéromone le long de l'obstacle, au début, les fourmis choisissent au hasard leur chemin, il y aura autant de fourmis qui partent à gauche qu'à droite (figure 2.4(b)). Après un certain temps, les chercheurs ont observé que les fourmis qui ont choisi le chemin le plus court, parviennent à reconstituer plus rapidement la concentration en phéromones sur ce nouveau chemin que celles qui ont choisi le chemin le plus long. Ainsi la concentration de phéromone sur le plus court chemin va augmenter, incitant ainsi d'autres fourmis à choisir le chemin riche en phéromones. Du à ce processus auto-catalytique, les fourmis vont finalement choisir le chemin le plus court (figure 2.4 (c)).

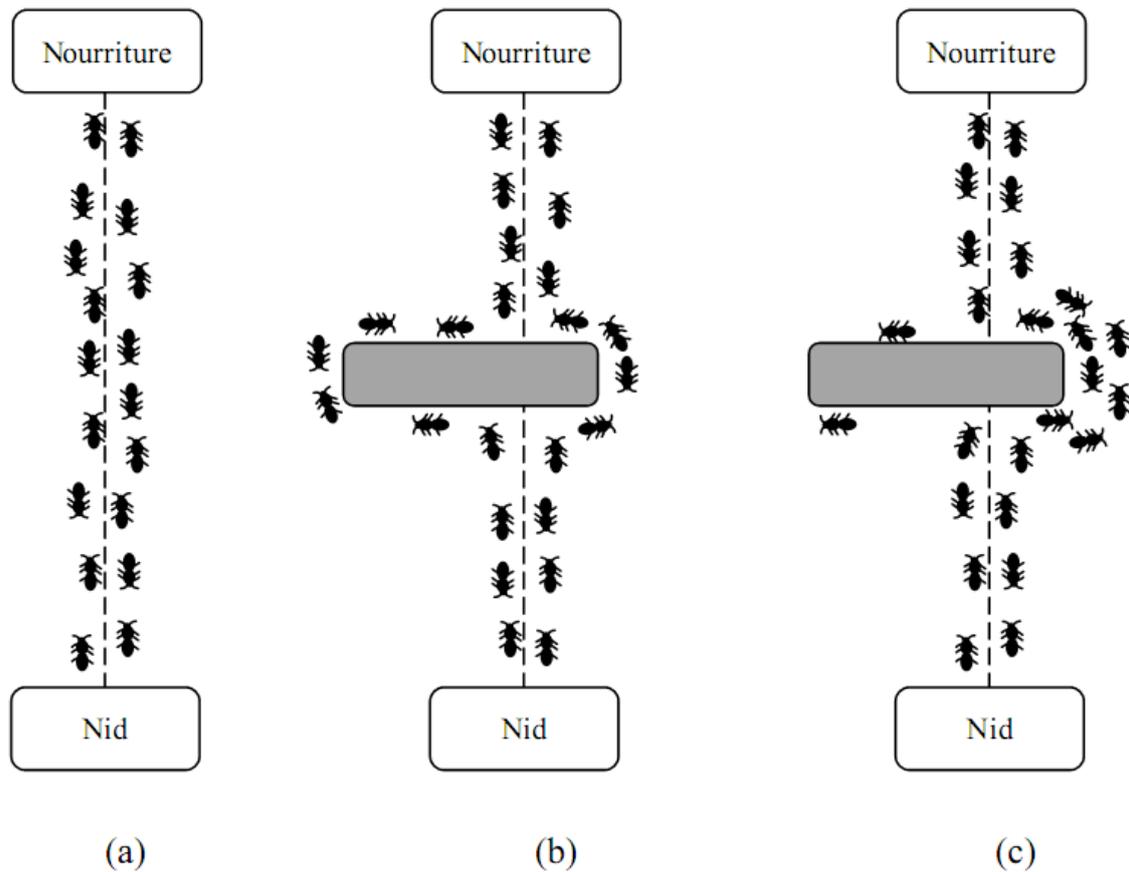


Figure 2.4 : Expérience de l'obstacle [2.3]

- (a) les fourmis font des aller et retours entre le nid et la source de nourriture,
- (b) introduction de l'obstacle entre le nid et la source de nourriture, au début, les fourmis explorent les deux itinéraires,
- (c) Après, les fourmis choisissent le chemin le plus court

2.2.2 L'intelligence collective des fourmis

De par la grande diversité des écosystèmes colonisés (des forêts vierges aux déserts), les fourmis offrent une grande diversité de comportements et de morphologies. L'étude précise de leur comportement (l'éthologie) est souvent limitée aux espèces les moins peuplées pour des raisons pratiques évidentes d'étude en laboratoire. Cette diversité exubérante est une mine d'inspiration fascinante pour les systèmes informatiques. C'est ainsi que les capacités des fourmis en matière de coopération, de communication, de compétition et d'apprentissage, entre autres, peuvent être mises à profit pour la conception de robots ou d'algorithmes de résolution de problèmes [2.4].

2.3 Les processus d'auto-organisation chez les insectes sociaux

Les théories rassemblées sous le terme d'auto-organisation ont originellement été développées en physique ou en chimie pour décrire l'émergence de phénomènes macroscopiques à partir d'interactions et de processus définis au niveau microscopique.

L'auto-organisation se prête bien à l'étude des insectes sociaux qui montrent des comportements collectifs complexes issus de comportements individuels simples. On peut regrouper les processus d'auto-organisation chez les insectes sociaux en quatre groupes tant leur diversité est importante :

- le recrutement et l'exploitation collective de sources de nourriture : le fourragement met à jour des stratégies qui permettent aux insectes une grande adaptation à leur milieu ;
- la division du travail et l'organisation des rôles sociaux : à l'intérieur d'une même société, on peut observer différentes castes spécialisées dans un certain nombre de tâches (élevage du couvain, recherche de nourriture, construction du nid, ...).
- l'organisation de l'environnement : la construction du nid est un symbole de l'organisation distribuée des insectes. Le nid est construit sans que les insectes soient dirigés, ils répondent à un certain nombre de stimuli provenant de leur environnement.
- la reconnaissance interindividuelle : chaque fourmi est capable d'identifier ses congénères tout en participant elle-même à l'identité de sa colonie (l'échange d'aliments entre les individus d'une même colonie, la trophallaxie, est un exemple d'acte altruiste permettant en plus d'homogénéiser l'identité de la colonie). Les explications du mécanisme de reconnaissance ne sont pas encore parfaitement établies.

Cependant, il s'avère qu'il y ait à la fois une composante génétique et une composante acquise par apprentissage. Un réseau de neurones a par exemple été utilisé pour reproduire ce mécanisme d'apprentissage puis de différenciation entre les composés chimiques, dans le cas des termites (Bagnères et al, 1998). [2.5]

Ces processus d'auto-organisation sont à l'origine de ce que l'on dénomme l'intelligence collective. On parle d'intelligence collective quand un groupe social peut résoudre un problème dans un cas où un agent isolé en serait incapable (Bonabeau and Theraulaz, 1994). [2.4]

2.4. Le domaine des fourmis artificielles existe-t-il ?

Il est peut-être encore trop tôt pour pouvoir réellement parler du domaine des fourmis artificielles, même si la première conférence y étant consacrée s'est déroulée à Bruxelles en 1998 (ANT'S 98 (Dorigo, 1998)) [2.6].

On retrouve donc majoritairement les communications consacrées aux fourmis artificielles dans les conférences consacrées aux algorithmes évolutionnaires (Manner and Manderick, 1992; Voigt et al, 1996; Eiben et al, 1998a; IEEE, 1997; Frieditis and Russell, 1995), à la vie artificielle (Varela and Bourgine, 1991; Husbands and Harvey, 1997; Floreano et al, 1999) et à la simulation des comportements adaptatifs des animaux (Meyer and Wilson, 1990; Cliff et al., 1994; Pfeifer et al., 1998). Les revues et journaux pouvant accueillir des publications sur le thème des fourmis artificielles sont dans le même courant et plus globalement en intelligence artificielle (Adaptive Behavior, Artificial Life, BioSystems, Journal of Complex Systems, Journal of Artificial Intelligence Research, Evolutionary Computation). En ce qui concerne les autres sources de publication, on trouve dans les revues centrées sur un domaine particulier des applications des fourmis artificielles (Journal of Operation Research Society, ...), certains ouvrages y consacrent un ou plusieurs chapitres complets (Bonabeau and Theraulaz, 1994; Bonabeau et al., 1999; Corne et al., 1999) ou encore des numéros spéciaux (Future Generation Computer Systems journal). À la place du domaine des fourmis artificielles, il est plus opportun de parler d'intelligence collective artificielle ou d'intelligence en essaim (Swarm Intelligence)(Bonabeau and Theraulaz, 1994; Bonabeau et al., 1999) [2.4].

2.4.1 Les fourmis numériques

La fourmi artificielle se présente sous la forme d'un ensemble de procédures qui définissent son comportement. Celui-ci est très semblable à celui de la fourmi naturelle quand elle recherche de la nourriture (Figure.2.5).

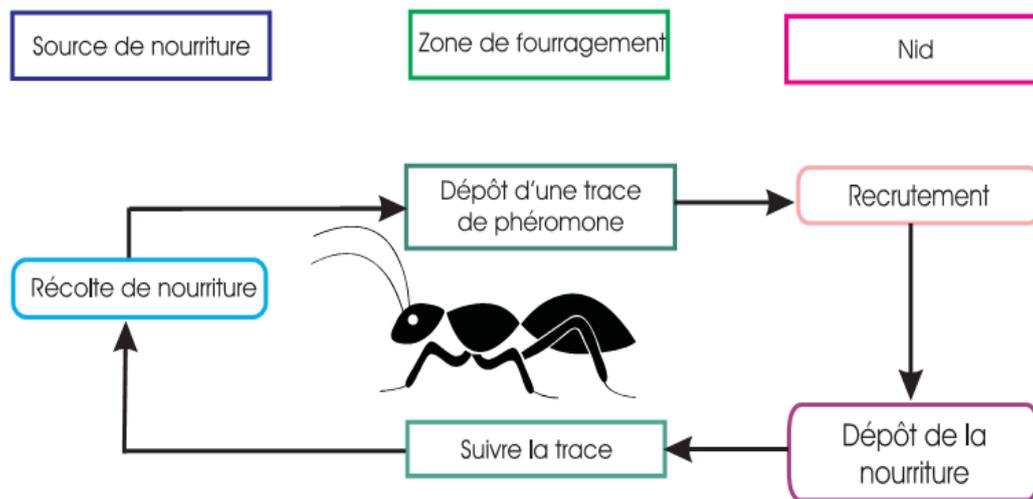


Figure 2.5 : Comportement d'une fourmi naturelle lors de la recherche de nourriture (dans le cas des fourmis artificielles, il n'y a pas obligatoirement de phase de recrutement.)[2.7]

Dans ce cas, une fourmi n'a qu'un rôle assez simple qui consiste à se déplacer du nid jusqu'à la source de nourriture et à y revenir. Le code qui définit leur comportement permet aux fourmis artificielles de se déplacer dans l'espace combinatoire formé par les différents éléments qui peuvent être utilisés pour le problème à résoudre. Pour utiliser un vocabulaire informatique, nous dirons qu'elle construit une solution. La mémorisation de ces déplacements donne la forme d'une solution où chaque étape est désignée par l'indice de l'élément et où l'ordre de parcours désigne la position des éléments dans la solution.

2.4.2 Les fourmis vues comme un agent

L'utilisation des fourmis peut être vue comme celle d'agents communiquant grâce à la phéromone, En regardant de plus près les définitions on peut constater qu'il est possible d'utiliser également la notion d'agent dans le cadre d'algorithmes comme ceux utilisant le modèle des colonies de fourmis.

On appelle agent une entité physique ou virtuelle [2.8]:

- ✓ qui est capable d'agir dans un environnement
- ✓ qui peut communiquer directement avec d'autres agents
- ✓ qui est mue par un ensemble de tendances (sous la forme d'objectifs individuels ou d'une fonction de satisfaction, voire de survie, qu'elle cherche à optimiser)
- ✓ qui possède des ressources propres
- ✓ qui est capable de percevoir (mais de manière limitée) son environnement

- ✓ qui ne dispose que d'une représentation partielle et éventuellement nulle de cet environnement
- ✓ qui possède des compétences et offre des services
- ✓ qui peut éventuellement se reproduire
- ✓ dont le comportement tend à satisfaire ses objectifs, en tenant compte des ressources et des compétences dont elle dispose, et en fonction de sa perception, de ses représentations et des communications qu'elle reçoit.

À partir de cette définition, on peut définir le système de multi-agents :

- ✓ un environnement E c'est-à-dire un espace disposant généralement d'une métrique
- ✓ un ensemble d'objets O . Ces objets sont situés dans l'environnement E , c'est-à-dire que, pour tout objet, il est possible, à un moment donné, de lui associer une position dans E . Ces objets sont passifs, c'est-à-dire qu'ils peuvent être perçus créés, détruits et modifiés par les agents.
- ✓ un ensemble A d'agents, qui sont des objets particuliers ($A \in O$), lesquels représentent les entités actives du système
- ✓ un ensemble de relations R qui unissent les objets (et donc les agents) entre eux
- ✓ un ensemble d'opérations Op permettant aux agents de A de percevoir, produire, consommer, transformer et manipuler des objets de O .
- ✓ des opérateurs chargés de représenter l'application de ces opérations et la réaction du monde à cette tentative de modification, que l'on appellera les lois de l'univers.

2.5. Model mathématique :

La métaheuristique ACO est donnée par l'algorithme 2.1. Elle consiste en une étape d'initialisation et une boucle de trois composantes de calcul. L'itération d'une boucle consiste en la construction d'une solution par toutes les fourmis, l'amélioration de la solution par un algorithme de recherche locale, et une mise à jour de la phéromone [2.3].

Algorithme 2.1 [2.11]

Entrées : graphe $G_c = (N, A)$,

Sortie : la meilleure solution,

Début : initialiser les paramètres et les pistes de phéromone,

Quand le critère de performance n'est pas satisfait

Pour chaque fourmi $K = 1$, jusqu'au nombre de fourmis

Construire les solutions

Fin de pour

Faire la mise à jour de la phéromone

Fin de quand

Sauvegarder la meilleure solution

Fin

2.5.1. Construction d'une solution par les fourmis

Un ensemble de m fourmis artificielles construisent les solutions à partir des éléments de l'ensemble fini des composants possibles de la solution, $C = \{C_{ij}\}$, $i=1, \dots, n$ $j=1, \dots, |D_i|$.

La construction d'une solution commence par une solution partielle vide $S^p = \emptyset$. Puis, à chaque étape de la construction, la solution partielle S^p est étendue par l'ajout d'une composante de la solution possible de l'ensemble des voisins possibles $N(S^p) \subseteq C$. Le processus de la construction des solutions peut être vu comme un chemin dans le graphe $G_c = (N, A)$. Les chemins autorisés G_c sont définis implicitement par le mécanisme de construction des solutions qui définit l'ensemble $N(S^p)$ par rapport à une solution partielle S^p .

Le choix d'une composante de la solution dans l'ensemble N est donné par une loi de probabilité à chaque itération de la construction. Les règles exactes pour le choix probabiliste des composants de la solution varient selon les différentes variantes de l'optimisation par colonie de fourmis.

La règle la plus utilisée est la suivante [2.3] :

$$\Pr (C_{ij} / S^p) = \frac{\tau_{ij}^\alpha \cdot \eta(C_{ij})^\beta}{\sum_{c_{il} \in N(S^p)} \tau_{il}^\alpha \cdot \eta(C_{il})^\beta} \quad (2.1)$$

Avec

τ_{ij} : Quantités de phéromone déposées par les fourmis.

C_{ij} : Elément de l'ensemble de solution possible.

S^P : Solution partielle.

où η est une fonction de pondération, c'est une fonction qui, parfois en fonction de la solution partielle actuelle, assigne à chaque étape de construction une valeur heuristique $\eta(C_{ij})$ pour chaque composante possible la solution $C_{ij} \in N(S^P)$. Par ailleurs α et β sont des coefficients positifs, leurs valeurs déterminent les degrés d'importance relative de la phéromone et de l'information heuristique.

2.5.2. La recherche local

Après la construction des solutions et avant la mise à jour de la phéromone, souvent des actions optionnelles appelées les actions de démon (en anglais daemon actions) peuvent être nécessaires. Elles peuvent être utilisées pour implémenter des actions centralisées qui ne peuvent pas être réalisées par des fourmis individuelles. L'action de démon la plus utilisée consiste en l'application de la recherche locale dans les solutions construites.

Les solutions localement optimisées sont donc utilisées pour décider à quelle phéromone il faut faire la mise à jour [2.10].

2.5.3. La mise à jour de la phéromone

L'objectif de la mise à jour de la phéromone est d'augmenter les valeurs de la phéromone associées aux bonnes solutions et de diminuer celles des solutions médiocres. Souvent, cette opération est réalisée par [2.3] :

1. La diminution de toutes les valeurs de la phéromone par l'évaporation de la phéromone.
2. L'augmentation des valeurs de la phéromone associées à un ensemble choisi de bonnes solutions S_{upd} :

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho) \tau_{ij} + \rho \sum_{s \in S_{upd} | C_{ij} \in s} F(s) \quad (2.2)$$

avec S_{upd} l'ensemble des solutions utilisées pour la mise à jour, $\rho \in [0,1]$ est un paramètre appelé le taux d'évaporation, et $F: S \rightarrow \mathbb{R}_0^+$ est une fonction tel que $(s) < (s') \Rightarrow F(s) \geq F(s'), \forall s \neq s' \in S$, $F(s)$ est généralement appelé fonction de performance.

L'évaporation est utilisée pour éviter la convergence précoce de l'algorithme. Elle implémente une forme utile d'oubli, qui favorise l'exploration de nouveaux domaines de l'espace de recherche. Les algorithmes de l'ACO diffèrent essentiellement dans la façon de la mise à jour de la phéromone.

2.6. Le problème d'optimisation

Un problème d'optimisation au sens général est défini par un ensemble de solutions possibles S , dont la qualité peut être décrite par une fonction objectif f . On cherche alors à trouver la solution s^* possédant la meilleure qualité $f(s^*)$ (par la suite, on peut chercher à minimiser ou à maximiser $f(s)$). Un problème d'optimisation peut présenter des contraintes d'égalité (ou d'inégalité) sur s , être dynamique si $f(s)$ change avec le temps ou encore multi-objectif si plusieurs fonctions objectifs doivent être optimisées [2.9].

Il existe des méthodes déterministes (dites "exactes") permettant de résoudre certains problèmes en un temps fini. Ces méthodes nécessitent généralement un certain nombre de caractéristiques de la fonction objectif, comme la stricte convexité, la continuité ou encore la dérivabilité. On peut citer comme exemple de méthode la programmation linéaire, quadratique ou dynamique, la méthode du gradient, la méthode de Newton,...

Certains problèmes d'optimisation demeurent cependant hors de portée des méthodes exactes. Un certain nombre de caractéristiques peuvent en effet être problématiques, comme l'absence de convexité stricte (multi modalité), l'existence de discontinuités, une fonction non dérivable, présence de bruit, etc.

Dans de tels cas, le problème d'optimisation est dit "difficile", car aucune méthode exacte n'est capable de le résoudre exactement en un temps "raisonnable". On devra alors faire appel à des heuristiques permettant une optimisation approchée.

2.6.1 Optimisation combinatoire

L'optimisation combinatoire est le domaine des mathématiques discrètes qui traite la résolution du problème de recherche parmi un ensemble de solutions potentielles, d'une solution optimale ou d'un ensemble de solutions optimales par rapport à une fonction d'évaluation. Si la fonction est multi évaluée, on parle alors de méthode multi objectif. La résolution de tout problème combinatoire se fait par une méthode d'optimisation.

D'après Dorigo et ses collègues, il est possible de transposer la capacité des fourmis à trouver le plus court chemin entre une source de nourriture et leur nid à un problème classique d'optimisation qui est le problème du voyageur de commerce [2.4].

2.6.1.1 Le problème du voyageur de commerce

Le problème du voyageur de commerce PVC ("Travelling Salesman Problem", TSP) a fait l'objet de la première implémentation d'un algorithme de colonies de fourmis : le "Ant System" (AS). Le passage de la métaphore à l'algorithme est ici relativement facile et le problème du voyageur de commerce est bien connu et étudié. Il est intéressant d'approfondir le principe de ce premier algorithme pour bien comprendre le mode de fonctionnement des algorithmes de colonies de fourmis.

Il y a deux façons d'aborder ces algorithmes. La première, la plus évidente, est celle qui a historiquement mené au "Ant System" original; nous avons choisi de la décrire dans ce chapitre. La seconde est une description plus formelle des mécanismes communs aux algorithmes de colonies de fourmis. Le problème du voyageur de commerce consiste à trouver le trajet le plus court (désigné par "tournée" ou plus loin par "tour") reliant n villes données, chaque ville ne devant être visitée qu'une seule fois. Le problème est plus généralement défini comme un graphe complètement connecté $(N;A)$, où les villes sont les nœuds N et les trajets entre ces villes, les arêtes A .

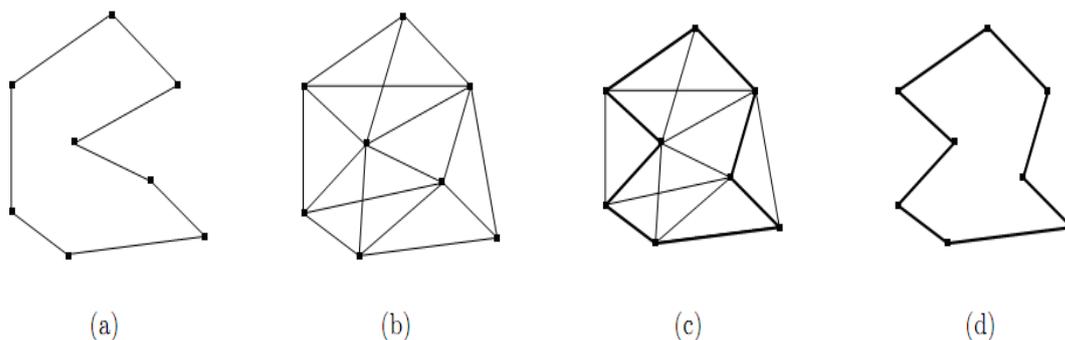


Figure 2.6 : Le problème du voyageur de commerce optimisé par l'algorithme AS, [2.9]

2.6.1.2. Principe générale de l'algorithme AS

Dans l'algorithme AS, à chaque itération t ($1 \leq t \leq t_{max}$), chaque fourmi k ($k = 1, \dots, m$) parcourt le graphe et construit un trajet complet de $n = |N|$ étapes (on note $|N|$ le cardinal de l'ensemble de N). Pour chaque fourmi, le trajet entre une ville i et une ville j dépend de:

- ✓ la liste des villes déjà visitées, qui définit les mouvements possible à chaque pas quand la fourmi k est sur la ville i : J_i^k
- ✓ l'inverse de la distance entre les villes: $\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$, appelée "visibilité". Cette information statique est utilisée pour diriger le choix des fourmis vers des villes proches, et éviter les villes trop lointaines
- ✓ la quantité de phéromone déposée sur l'arête reliant les deux villes, appelée l'intensité de la piste. Ce paramètre définit l'attractivité d'une partie du trajet global et change à chaque passage d'une fourmi. C'est, en quelque sorte, une mémoire globale de système, qui évolue par apprentissage

La règle de déplacement (appelée "règle aléatoire de transition proportionnelle") est la suivante :

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{(\tau_{ij}(t))^\alpha (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} (\tau_{il}(t))^\alpha (\eta_{il})^\beta} & \text{si } j \in J_i^k \\ 0 & \text{si } j \notin J_i^k \end{cases} \quad (2.1)$$

où α et β sont deux paramètres contrôlant l'importance relative de l'intensité de la piste $\tau_{ij}(t)$, et de la visibilité η_{ij} .

Avec $\alpha = 0$, seule la visibilité de la ville est prise en compte, la ville la plus proche est donc choisie à chaque pas de temps. Par contre, avec $\beta = 0$, seules les pistes de phéromone sont considérées. Pour éviter une sélection trop rapide d'un trajet, un compromis entre ces deux paramètres, jouant sur les comportements de diversification et d'intensification, est nécessaire.

Après un tour complet, chaque fourmi laisse une certaine quantité de phéromone $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ sur l'ensemble de son parcours, quantité qui dépend de la qualité de la solution trouvée :

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L^k(t)} & \text{si } (i,j) \in T^k(t) \\ 0 & \text{si } (i,j) \notin T^k(t) \end{cases} \quad (2.2)$$

où $T^k(t)$ est le trajet effectué par la fourmi k à l'itération t , $L^k(t)$ la longueur de la tournée et Q un paramètre fixé.

L'algorithme ne serait pas complet sans le processus d'évaporation des pistes de phéromone. En effet, pour éviter d'être piégé dans des solutions sous-optimales, il est nécessaire de permettre au système d'oublier les mauvaises solutions. On contrebalance donc l'additivité des pistes par une décroissance constante des valeurs des arêtes à chaque itération. La règle de mise à jour des pistes est donc :

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (2.3)$$

$\sum \Delta\tau_{ij}(t)$: La somme des quantités de phéromone déposées par toutes les fourmis.

Où m est le nombre de fourmis et ρ le taux d'évaporation. La quantité initiale de phéromone sur les arêtes est une distribution uniforme d'une petite quantité $\tau_0 \geq 0$

Algorithme 2.2 : algorithme "ant system" [2.3]

Entrée :

Graphe $G_c=(N,A)$

Sortie :

Le tour le plus court T^*

Début

Initialiser les piste de phéromone $\tau_{ij}=\tau_0$

Pour $t=1, \dots, t_{\max}$

Pour chaque fourmi $K=1, \dots, m$

Choisir une ville au hasard

Pour chaque ville non visitée i

Choisir une ville j dans la liste J_i^k des villes restantes suivant la relation (2.1)

Fin de pour

faire la mise à jour de la phéromone suivant la relation (2.2)

Fin de pour

Faire l'évaporation de la phéromone suivant la relation (2.3)

Fin de pour

Sauvegarder T^*

Fin

2.6.1.3 L'heuristique ACO

L'algorithme "Ant Colony System" (ACS) a été introduit pour améliorer les performances du premier algorithme sur des problèmes de grandes tailles. ACS est fondé sur des modifications de l'algorithme AS [2.9] :

1. ACS introduit une règle de transition dépendant d'un paramètre q_0 ($0 < q_0 < 1$), qui définit une balance de diversification / intensification. Une fourmi k sur une ville i choisira une ville j par la règle :

$$j = \begin{cases} \operatorname{argmax}_{u \in J_i^k} [(\tau_{iu}(t)) (\tau_{ij})^\beta] & \text{si } q \leq q_0 \\ J & \text{si } q > q_0 \end{cases} \quad (2.4)$$

où q est une variable aléatoire uniformément distribuée sur $[0; 1]$ et $J \in J_i^k$ une ville sélectionnée aléatoirement selon la probabilité :

$$P_{ij}^k(t) = \frac{(\tau_{ij}(t)) \cdot (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} (\tau_{il}(t)) \cdot (\eta_{il})^\beta} \quad (2.5)$$

En fonction du paramètre q_0 , il y a donc deux comportements possibles : si $q > q_0$ le choix se fait de la même façon que pour l'algorithme AS, et le système tend à effectuer une diversification ; si $q \leq q_0$, le système tend au contraire vers une intensification. En effet, pour $q \leq q_0$, l'algorithme exploite davantage l'information récoltée par le système, il ne peut pas choisir un trajet non exploré.

2. La gestion des pistes est séparée en deux niveaux : une mise à jour locale et une mise à jour globale. Chaque fourmi dépose une piste lors de la mise à jour locale

$$\tau_{ij}(t + 1) = (1 - \rho) \tau_{ij}(t) + \rho \tau_0 \quad (2.6)$$

Où τ_0 est la valeur initiale de la piste. À chaque passage, les arêtes visitées voient leurs quantités de phéromone diminuer, ce qui favorise la diversification par la prise en compte des trajets non explorés. À chaque itération, la mise à jour globale s'effectue comme ceci :

$$\tau_{ij}(t + 1) = (1 - \rho) \tau_{ij}(t) + \rho \Delta\tau_{ij}(t) \quad (2.7)$$

$$\text{Et } \Delta\tau_{ij}(t) = \frac{1}{L^*}$$

L^* : la longueur qui appartient au meilleur tour T^* , donc seule la meilleure piste est donc mise à jour, ce qui participe à une intensification par sélection de la meilleure solution.

3. Le système utilise une liste de candidats. Cette liste stocke pour chaque ville, les villes voisines les plus proches, classées par distances croissantes. Une fourmi ne prendra en compte une arête vers une ville en dehors de la liste que si celle-ci a déjà été explorée. Concrètement, si toutes les arêtes ont déjà été visitées dans la liste de candidats le choix se fera en fonction de la règle (2.5), sinon c'est la plus proche des villes non visitées qui sera choisie [2.9].

2.6.2 Optimisation numérique

Les articles présents dans cette section placent les fourmis dans un espace à variables réelles. La difficulté de définir le mouvement des agents fourmis dans ce genre d'espace explique le nombre moins important de publications relatives à ce domaine d'étude.

2.6.2.1 Classification

Les algorithmes de la classification automatique sont un autre type d'algorithmes inspirés par les comportements collectifs observés dans les fourmis. Les premiers travaux dans ce domaine étaient ceux de Deneubourg et son équipe en 1990 [2.11], basés sur une colonie de fourmis artificielles qui se déplacent aléatoirement sur une grille rectangulaire et qui peuvent rassembler et déposer des objets sur une grille dans un but de les recueillir selon un critère de similitude. Ce travail a été amélioré et ensuite appliqué à divers domaines.

Pour recueillir dans le tas un ensemble d'objets de même sorte (famille), les probabilités de rassembler et de déposer un objet sont clarifiées : quand une fourmi ne transporte aucun élément, sa probabilité de rassembler un objet rencontré sur son chemin, est donnée par :

$$P_p = \left(\frac{k_1}{k_1 + f} \right)^2 \quad (2.8)$$

k_1 : est une constante positive

f : correspond à la proportion d'éléments perçus dans le voisinage de la fourmi.

Quand il y a peu d'objets dans le voisinage de l'objet convoité par la fourmi, $f \ll k_1$ qui signifie que P_p est proche de 1, l'objet a beaucoup de chance d'être rassemblé.

Réciproquement, quand le voisinage est dense dans les éléments, $f \gg k_1$ et alors P_p est proche de 0.

Quand une fourmi chargée par un objet se déplace, la probabilité de déposer l'objet est donnée par :

$$P_d = \left(\frac{f}{f + k_2} \right)^2 \quad (2.9)$$

où k_2 est une constante positive. L'évaluation de f est proposée pour une implantation en robotique : f correspond au nombre d'objets rencontré durant les T derniers déplacements divisé par le nombre maximum d'objets qui auraient pu être rencontrés.

Les résultats obtenus par simulation montrent l'apparition de groupes d'objets, les agents ainsi définis permettent donc de ranger une surface sur laquelle des objets ont été éparpillés. L'adaptation de ce principe à des objets de plusieurs types, par exemple deux: A et B, peut alors se faire en particulierisant f : f_A et f_B correspondent à la proportion d'objets de type A et B. Le comportement de rassemblement se transforme alors en tri, ce qui se rapproche du problème de partitionnement.

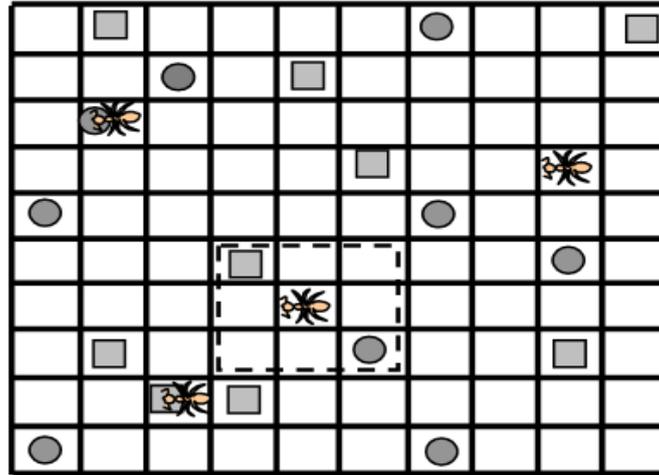


Figure 2.7 : Grille utilisée dans (Lumer and Faieta, 1994)[2.11]

2.6.2.2 Vie artificielle

De nombreux travaux en vie artificielle utilisent les fourmis comme support. Certaines études s'intéressent à l'apparition de phénomènes complexes, similaires aux phénomènes collectifs naturels. L'évolution de programmes informatiques est souvent utilisée pour illustrer l'apparition de comportements adaptatifs. Par exemple, dans (Jefferson et al., 1992) [2.4] le système Genesys manipule des programmes-fourmis sous la forme de réseaux de neurones artificiels ou d'automates à états finis. Les gènes de chaque organisme sont représentés sous la forme de chaînes binaires codant soit les poids d'un réseau de neurones soit la table de transition d'un automate fini. Ce système parvient en quelques centaines de générations à faire évoluer une population de 64000 individus (initialisés au hasard) vers la capacité à suivre un chemin incomplet, assimilable aux traces de phéromones. D'une façon similaire, des programmes Lisp et la programmation génétique ont été utilisés pour faire évoluer une colonie de fourmis évaluée sur la quantité de nourriture ramenée au nid (Koza, 1992). [2.4]

Les programmes Lisp sont des programmes fonctionnels conçus pour le traitement de listes. Ils sont utilisés dans le domaine de l'intelligence artificielle et des systèmes experts.

2.7 Intensification et diversification

Le processus de diversification et d'intensification est analogue à la politique d'exploration et exploitation dans l'apprentissage par renforcement. Par intensification, on

entend l'exploitation de l'information accumulée par le système à un moment donné. Par contre, la diversification est l'exploration de régions de l'espace de recherche imparfaitement prises en compte. Bien souvent, il s'agit de choisir où et quand « injecter de l'aléatoire » dans le système (diversification) et/ou améliorer une solution (intensification).

Dans les algorithmes de type ACO, comme dans la plupart des cas, il existe plusieurs façons de gérer l'emploi de ces deux facettes des métaheuristiques d'optimisation. La plus évidente passe par le réglage via les deux paramètres α et β qui déterminent l'influence relative des pistes de phéromone et de l'information heuristique. Plus la valeur de α sera élevée, plus l'intensification sera importante, car plus les pistes auront une influence sur le choix des fourmis. A l'inverse, plus α sera faible, plus la diversification sera forte, car les fourmis éviteront les pistes. Le paramètre β agit de façon similaire. On doit donc gérer conjointement les deux paramètres pour régler ces aspects.

Ce choix diversification/intensification peut s'effectuer de manière statique avant le lancement de l'algorithme, en utilisant une connaissance à priori du problème, ou de manière dynamique, en laissant le système décider du meilleur réglage. Deux approches sont possibles : un réglage par les paramètres ou l'introduction de nouveaux processus.

Dans ces algorithmes fondés en grande partie sur l'utilisation de l'auto-organisation, ces deux approches peuvent être équivalentes, et un changement de paramètre peut induire un comportement complètement différent du système, au niveau global [2.3].

CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté les fondements théoriques essentiels pour comprendre le principe de l'optimisation par colonies de fourmis. Nous avons expliqué les origines de l'inspiration biologique de cette approche, et nous avons présenté son modèle mathématique de base. On a constaté que, dans le modèle mathématique, les fourmis artificielles sont dotées de capacités extranaturelles pour s'adapter à la résolution des problèmes d'optimisation difficiles.

Nous avons aussi décrit l'algorithme du problème du voyageur de commerce (PVC) par colonies de fourmis. Nous avons constaté que l'ensemble des algorithmes de colonie de fourmis diffèrent essentiellement au niveau de la règle de mise à jour de la phéromone et la règle de sélection heuristique.

L'optimisation par colonies de fourmis a été appliquée avec succès aux différents problèmes d'optimisation [2.6] [2.9]. Dans le cadre de ce PFE, nous verrons dans le quatrième chapitre comment adapter l'optimisation par colonies de fourmis aux problèmes de diagnostic des huiles de transformateurs.

Références

- [2.1] **J.Gaboriau**, “ optimisation par colonie de fourmis et recherche locale“ Laboratoire d'Études et de Recherche en Informatique d'Angers, France, Septembre 2003.
- [2.2] **W.Tfaili**, “Conception d'un algorithme de colonie de fourmis pour l'optimisation continue dynamique“ thèse de doctorat de l'université Paris 12, Val de Marne, 2007.
- [2.3] **H.Boubertakh**, “contribution à l'optimisation par algorithmes évolutionnaires des contrôleurs FLOUS“ thèse de doctorat, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, 2009.
- [2.4] **N.Monmarché**, “algorithme de fourmis artificielles-application à la classification et à l'optimisation“, Université François Rabelais Tours, France, décembre 2000.
- [2.5] **A.Bagnères, G.Rivière, and J.Clément**, “Artificial neural network modeling of caste odor discrimination based on cuticular hydrocarbons in termites“. *Chemoecology*, 8:201–209, 1998
- [2.6] **M.Dorigo**, editor. ANTS'98 - From Ant Colonies to Artificial Ants: First International Workshop on Ant Colony Optimization, Brussels, Belgium, October 15-16 1998 <http://iridia.ulb.ac.be/ants98/ants98-cfp.html>
- [2.7] **O.Roux**, “La mémoire dans les algorithmes à colonie de fourmis: applications à l'optimisation et à la programmation automatique”, thèse de doctorat de l'université du Littoral Côte d'Opale, France, décembre 2001.
- [2.8] **J.Ferber**, “Les Systèmes multi-agents, vers une intelligence collective”. Inter Edition, Paris, 1995.
- [2.9] **J.Dréo**, “Adaptation de la méthode des colonies de fourmis pour l'optimisation en variables continues. Application en génie biomédical”, Thèse de Doctorat de l'Université de Paris 12, soutenue en décembre 2004.
- [2.10] **M.Dorigo, T.Stutzle**, “Ant colony optimization”, library of congress cataloging-in – publication DATA, USA, 2004.
- [2.11] **T.Barkat, L.Mokhnache**, “Swarm Intelligence Application In Dielectric Materials”, Faculty of Engineering University of Batna

A decorative scroll graphic with a black outline and rounded corners. The scroll is partially unrolled, with the top and bottom edges curving upwards. The text is centered within the scroll.

Optimisation par essaims particulaires

3.1 Introduction

L'optimisation par essais particuliers (OEP) est une métaheuristique, inventée par Russel Eberhart (Ingénieur en électricité) et James Kennedy (socio-psychologue) en 1995 [3.1].

Cette méthode s'inspire à l'origine du monde du vivant ; elle s'appuie notamment sur un modèle développé par le biologiste Craig Reynolds à la fin des années quatre vingt, permettant de simuler le déplacement d'un essaim (inspirer du comportement social des animaux évoluant en essaim). Une autre source d'inspiration, revendiquée par les auteurs est la socio-psychologie.

Cette méthode d'optimisation se base sur la collaboration des individus entre eux. Elle est d'ailleurs une méthode récente parmi les algorithmes évolutionnaires, qui s'appuient sur le concept d'auto-organisation. Cette idée veut qu'un groupe d'individus peu intelligent puisse posséder une organisation globale complexe.

L'échange d'information entre eux fait que, globalement, ils arrivent néanmoins à résoudre des problèmes difficiles, comme c'est le cas, par exemple, chez les abeilles vivant en essaim (exploitation de sources de nourriture, construction de rayon, etc.).

Ainsi grâce à des règles de déplacement très simple (dans l'espace de solution), les particules peuvent converger progressivement à un minimum global. Cette métaheuristique semble cependant mieux fonctionner pour des espaces en variables continues.

L'optimisation par essais particuliers (OEP), dans sa version historique, est donc une méthode itérative collective anarchique au sens original du terme, mettant l'accent sur la coopération, partiellement aléatoire et sans sélection. Ca sera l'objet de ce chapitre dont on détaillera ses caractéristiques et les formaliser afin d'obtenir un modèle exploitable.

3.2 Origine

Vers 1927, Karl Von Frish a découvert que les abeilles ramenaient à la ruche non seulement du nectar et du pollen, mais aussi de l'information. Il a patiemment décodé leur langage et l'observateur attentif peut maintenant les comprendre partiellement [3.2].

L'optimisation par essaim particulière (OEP) est une méthode née aux Etats Unis sous le nom de Particle Swarm Optimization (PSO).

Initialement les deux concepteurs, Russel Eberhart et James Kennedy cherchaient à modéliser des interactions sociables entre des <<agents>> devant atteindre un objectif donné dans un espace de recherche commun, chaque agent ayant une certaine capacité de mémorisation et de traitement de l'information.

La règle de base et qu'il ne devait y avoir aucun chef d'orchestre, ni même aucune connaissance par les agents de l'ensemble des informations seulement des connaissances locales.

Dés les premières simulations, le comportement collectif de ces agents évoquait celui d'un essaim d'êtres vivants convergeant parfois en plusieurs sous-essaims vers des sites intéressants. Ce comportement se trouve dans bien d'autres modèles, explicitement inspirés des systèmes naturels. Ici la métaphore la plus pertinente est probablement celle de l'essaim d'abeilles, particulièrement, du fait qu'une abeille ayant trouvé un site prometteur sait en informer certaines de ces consœurs et que celles-ci vont tenir compte de cette information pour leur prochain déplacement, c'est-à-dire une abeille doit parfois combiner plusieurs informations, celle correspondant à sa propre connaissance du terrain et celle apportée par une butineuse, voir plusieurs presque simultanément. La manière dont elle le fait reste un mystère mais pour nous inspirer du comportement de nos abeilles, il nous faudra quand même la modéliser, donc, inventer une méthode de toute pièce. Le modèle s'est révélé être trop simple pour vraiment simuler un comportement social, mais par contre très efficace en tant qu'outil d'optimisation [3.2].



Figure 3.1: Etude du comportement des abeilles dans une ruche [3.2]

Le fonctionnement d'OEP fait qu'elle peut être classée dans les méthodes itératives (on approche peu à peu de la solution) et stochastiques (on fait appel au hasard). Sous ce terme un peu technique, on retrouve un comportement qui est aussi vieux que la vie elle-même : améliorer sa situation on se déplaçant partiellement au hasard et partiellement selon des règles prédéfinies.

3.3 Description et Principe général de l'OEP

La métaheuristique que nous avons étudiée dans le cadre de notre projet est l'optimisation par essaim de particules. On dispose d'une fonction objectif à optimiser dans un sens ou dans l'autre [3.3].

Un essaim est un ensemble de particules positionnées dans l'espace de définition de la fonction objectif. Le principe de l'algorithme consiste à déplacer ces particules dans l'espace de définition afin de trouver la solution optimale.

Une particule est caractérisée par plusieurs attributs:

- ✓ sa position actuelle: c'est-à-dire ses coordonnées dans l'ensemble de définition et la valeur de la fonction objectif lui correspondant.
- ✓ sa meilleure position : c'est la valeur obtenue par la particule et ses coordonnées.
- ✓ sa vitesse: cette donnée, recalculée à chaque itération de l'algorithme permet de déduire la position suivante de la particule. Elle est fonction de la meilleure position de la particule depuis le début de la recherche, du voisin le mieux positionné à l'instant actuel et de la vitesse précédente de la particule.
- ✓ ses voisins: c'est un ensemble de particule qui influe sur ses déplacements, en particulier celui qui est le mieux positionné.

3.4 Formulation

En OEP, un "site intéressant" correspond à un optimum au moins local d'une certaine fonction définie dans un espace de recherche. Cette fonction peut être donnée par une formule mathématique ou, à défaut, par un algorithme, voir par le résultat du déroulement d'un processus, réel ou simulé. Le tout est que l'on sache calculer sa valeur en chaque point.

Pour sa version classique l'OEP cherche les sites les plus intéressants c'est-à-dire l'optimum global de notre fonction fitness. Pour ce faire, l'OEP s'inspire du comportement

coopératif décrit dans notre métaphore : chaque particule est capable de communiquer à certaines autres particules la position et la qualité du meilleur site qu'elle connaît, qualité que l'on peut interpréter comme étant sa valeur.

3.4.1 Taille de l'essaim

Tout d'abord, il faut définir un essaim dans l'espace de recherche, mais de quelle taille ? Les véritables essaims d'abeilles comptent typiquement 20000 individus, nous nous contenterons de taille de l'ordre de 20 à 40. Il s'avère en effet qu'en OEP ces tailles sont très souvent suffisantes.

Ce qui compte plutôt c'est le nombre de fois ou la fonction fitness doit être évaluée, car dans la plupart des problèmes réels, cette évaluation nécessite un temps non négligeable, et évidemment, pour une itération, ce nombre d'évaluations est égal au nombre de particules. Donc si nous voulons réduire le nombre total d'évaluations nécessaires pour trouver une solution, nous sommes au contraire tentés de diminuer la taille de l'essaim. Mais un essaim trop petit risque de mettre très longtemps pour trouver une solution ou même ne pas la trouver du tout.

Donc il y a un compromis à trouver. Les expérimentateurs ont proposé des tailles de l'ordre de 20 à 30 particules qui, en effet, se révèlent tout à fait suffisante pour résoudre la quasi-totalité des problèmes de test classiques.

3.4.2 Liens d'information

Il faut définir, pour chaque particule, quelles sont ses informatrices. Toujours par analogie avec ce qui se passe dans une ruche, nous pouvons définir au hasard pour chaque particule son groupe d'informées, ce qui, automatiquement, détermine également les informatrices de chaque particule, puisque, formellement, nous établissons un graphe de relations entre les particules.

Combien d'informées, combien d'informatrices ? D'une part, si toute les particules sont informées par chacune, toute l'information acquise à chaque instant est diffusée immédiatement, ce qui semble favorable. Mais d'autre part le risque est grand d'avoir un comportement trop uniforme : avec les mêmes informations, les particules vont agir de la même manière. Pour les recherches difficiles ce n'est pas efficace. Inversement, si chaque particule n'a que trop peu d'informatrices, nous pourrions obtenir des comportements plus

diversifiés, mais le risque est alors que l'information soit mal transmise. Or il est important que si une particule trouve un bon emplacement, toutes les autres, plus au moins directement, puissent avoir connaissance de cette information, pour en tirer parti.

Dans ces conditions, si le choix est fait au hasard à chaque pas de temps, prendre deux ou trois informées pour chaque particule semble un bon compromis. Il y a aussi d'autres versions de l'OEP qui ne font pas ce choix au hasard mais selon une règle tenant compte de certains critères, par exemple une sélection automatique permanente et judicieuse des informatrices.

La nature des informations transmises est évidemment importante, mais plus il y aura d'informations, plus il sera long et difficile à une particule de les traiter. Le plus délicat à modéliser est la manière dont une particule informée va calculer son prochain déplacement. Tout d'abord, notons qu'elle est en général déjà entrain de se déplacer : elle possède donc une certaine vitesse. Ensuite, puisqu'elle est informatrice éventuelle d'autres particules, elle connaît sa propre meilleure performance. Enfin, elle connaît toutes les meilleures performances de ces informatrices et elle va garder la meilleure.

Il nous reste donc trois éléments à combiner : vitesse propre, meilleure performance propre et meilleure des meilleures performances des informatrices.

Imaginons trois cas extrêmes : premier cas, la particule est aventureuse et n'entend suivre que sa propre voie, alors elle va attribuer une confiance nulle aux informations reçues et même à sa propre expérience ; elle se contentera de suivre plus au moins la direction déjà suivie, c'est-à-dire que le prochain déplacement se fera en gros avec la même vitesse (intensité et direction) que le précédent. Deuxième cas, elle est très conservatrice ; elle va accorder une grande confiance à sa meilleure performance et tendra à y revenir sans cesse. Troisième cas elle ne s'accorde à elle-même aucune confiance ; elle se déplacera selon les indications de sa meilleure informatrice. La figure suivante (3.2) représente les trois éléments fondamentaux pour le calcul du prochain déplacement d'une particule [3.4].

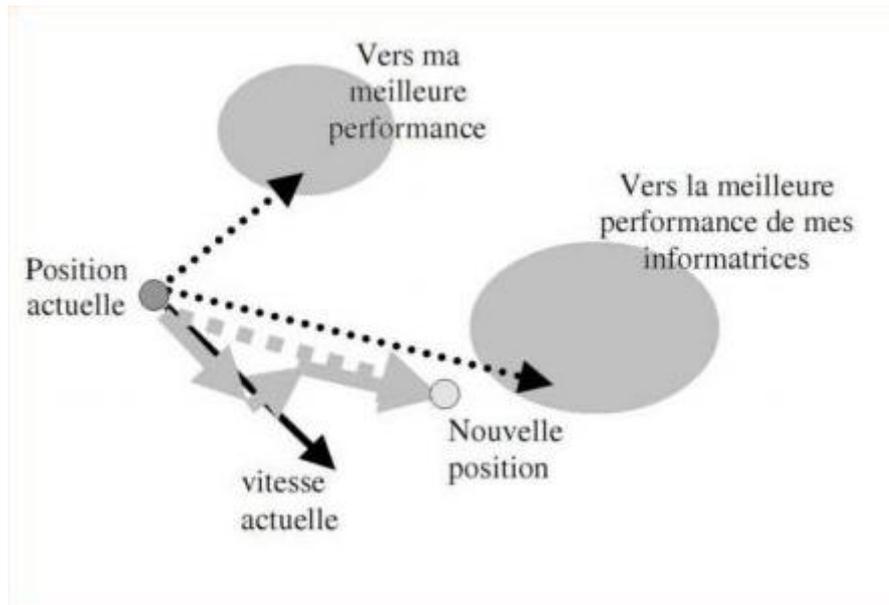


Figure 3.2 : détermination de la nouvelle position d'une particule dans un processus OEP (les trois flèches grisées représentent les trois effets pris en compte) [3.2]

Nous avons donc trois éléments fondamentaux, schématisés par la figure précédente : selon sa vitesse actuelle, vers sa propre meilleure performance et vers celle de sa meilleurs informatrices. Pour calculer le déplacement vrai à partir de ces trois vecteurs de base, le plus simple est d'en faire une pondération linéaire, grâce à des coefficients de confiance. Tout l'art des premières versions d'OEP consiste en la définition judicieuse de ces coefficients.

3.4.3 Initialisation

L'initialisation consiste simplement à placer d'abord au hasard les particules selon une distribution uniforme dans l'espace de recherche. Ceci est une étape que l'on retrouve dans à peu près tous les algorithmes d'optimisation itérative stochastique.

En pratique, il n'est pas souhaitable que trop de particules tendent à sortir de l'espace de recherche dès le premier pas de temps, ni d'ailleurs plus tard. Pour les premières formulations nous nous contentons de tirer au hasard les valeurs des composantes de chaque vitesse, selon une distribution uniforme dans [3.5] :

$$[(X_{\min} - X_{\max})/2, (X_{\max} - X_{\min})/2] \quad (3.1)$$

3.4.4 Equations du mouvement

Une caractéristique très importante de l'OEP du moins dans ses versions classiques est qu'elle ne pratique aucune sélection. L'idée est en effet que les faibles d'aujourd'hui sont peut être les forts de demain. Les particules à piètre performance sont conservées, avec l'espoir que parmi elles se trouvent précisément les originales, les dissidentes qui permettront de découvrir le meilleur site existant dans l'espace de recherche. Les expérimentations ont d'ailleurs parfaitement justifié cet espoir.

L'espace de recherche est de dimension D . La position courante d'une particule dans cet espace à l'instant t est donc donnée par un vecteur $x(t)$ à D composantes. Sa vitesse courante est $v(t)$. La meilleure position trouvée jusqu'ici par cette particule est donnée par un vecteur $p(t)$. Enfin, la meilleure position trouvée par les informatrices de la particule est indiquée par un vecteur $g(t)$. On indique par l'indice d , la $d^{\text{ième}}$ composante de chacun des vecteurs $x(t)$, $v(t)$, $p(t)$ et $g(t)$. Avec ces notations, les équations de mouvement d'une particule sont:

$$\begin{cases} v_d = c_1 v_d + c_2 (p_d - x_d) + c_3 (g_d - x_d) \\ x_d = x_d + v_d \end{cases} \quad (3.2)$$

Les coefficients de confiances sont définis de la manière suivante :

- ✓ C_1 est constante (confiance en son propre mouvement)
- ✓ C_2 et C_3 (respectivement confiance en sa meilleure performance et en celle de sa meilleure informatrice) sont choisis au hasard à chaque pas de temps selon une distribution uniforme dans un intervalle $[0, C_{\max}]$ donné.

C'est pourquoi le système (3.2) peut être récrit de manière plus explicite, en mettant en évidence les systèmes aléatoires les éléments aléatoires

$$\begin{cases} v_d = c_1 v_d + c_{\max} \text{alea}(0,1)(p_d - x_d) + c_{\max} \text{alea}(0,1)(g_d - x_d) \\ x_d = x_d + v_d \end{cases} \quad (3.3)$$

Pour utiliser ce modèle, on doit définir les deux paramètres c_1 et c_{\max} , ce dernier peut être vu comme la confiance maximale accordée par la particule à toute performance transmise par une autre particule. Pour chaque problème les « bonnes » valeurs ne peuvent être trouvées qu'expérimentalement, à l'aide cependant de deux réglage, dégagés après de nombreux tests.

La première règle stipule que c_1 doit être de valeur absolue inférieure à 1. Elle se comprend intuitivement si l'on considère ce qui se passe lors de plusieurs pas de temps successifs, dans le cas très particulier où la particule est la meilleure informatrice d'elle-même. Nous avons alors en effet $p_d = x_d = g_d$ et à chaque pas de temps la vitesse est simplement multipliée par c_1 . S'il est de valeur absolue supérieure à 1, la vitesse augmente sans cesse et la convergence est impossible. Notons qu'en théorie rien n'interdit à ce coefficient d'être négatif ; le comportement obtenu étant alors fortement oscillatoire, mais ce n'est jamais le cas en OEP classique. Nous le supposons donc positif.

En pratique ce coefficient ne doit pas être ni trop petit, ce qui induit une convergence prématurée, ni trop grand, ce qui au contraire peut ralentir exagérément la convergence. Les auteurs des premiers travaux sur l'OEP préconisaient de la prendre égale à 0,7 ou 0,8.

La deuxième règle indique simplement que la paramètre c_{\max} ne doit pas être trop grand, une valeur de l'ordre de 1,5 à 1,7 étant considérée comme efficace dans la plupart des cas. A l'époque où elle a été énoncée, cette règle n'avait pas de justification, même intuitive. Elle était purement expérimentale.

En effet, les valeurs préconisées sont très proche de celles déduites plus tard d'analyses mathématique montrant que pour une bonne convergence les valeur de c_1 et c_{\max} ne doivent pas être choisies indépendamment, par exemple les couple de valeurs (0,7 1,47) et (0,8 1,62) sont effectivement corrects. Les premiers expérimentateurs ; James Kennedy et Russel Eberhart, auxquels on peut ajouter Yuhui Shi, ont fait un bon travail. [3.2]

3.4.5 Confinement d'intervalle

Lors des premières expérimentations de l'OEP les fonctions utilisées étaient définies pour toutes valeurs. Lors de l'évolution de l'essaim il pouvait arriver qu'une particule sorte de l'espace de recherche initialement défini, mais cela était sans importance puisque la valeur de sa position pouvait en fait encore être calculée, sans planter l'exécution.

Cependant, cela n'est pas toujours le cas. Par exemple dans la plupart des langages de programmation et avec la plupart des compilateurs, l'évaluation d'une fonction telle que :

$$f(x) = \sum_{d=1}^D \sqrt{x_d} \quad (3.4)$$

Renvoie un message d'erreur dès que l'une des coordonnées x_d est négative.

Par conséquent, il a fallu très vite ajouter un mécanisme pour éviter qu'une particule sorte de l'espace de recherche. Le plus simple de tous est le confinement d'intervalle. Supposons toujours, par simplicité, que l'espace de recherche soit $[x_{\min}, x_{\max}]^D$ alors ce mécanisme stipule que si une coordonnées x_d calculée selon les équations de mouvement sort de l'intervalle $[x_{\min}, x_{\max}]$ on lui attribue en fait la valeur du point frontière le plus proche. En pratique cela revient à remplacer la deuxième ligne du système (3.3) par : [3.6]

$$x_d = \text{Min}(\text{Max}(x_d + v_d, x_{\min}), x_{\max}) \quad (3.5)$$

Cette forme simple, quoique donnant des résultats corrects, à cependant un inconvénient. En effet, nous sommes dans un cas de figure où la vitesse propre de la particule tend à la faire sortir de l'espace de recherche. Le confinement ramène la particule à la frontière de l'espace de recherche mais ne change pas sa vitesse. Celle-ci est donc en générale modifiée au prochain pas de temps, mais il n'est pas rare qu'elle reste plus ou moins orientée de la même manière, alors la particule tendra à nouveau à dépasser la frontière, puis elle sera ramenée par le confinement, etc. En pratique, tout se passera comme si elle était "collée" à cette frontière.

3.4.6 Structure de l'Algorithme

L'OEP est un algorithme à population. Il commence par une initialisation aléatoire de l'essaim dans l'espace de recherche. A chaque itération de l'algorithme, chaque particule est déplacée suivant les équations de mouvement données précédemment (3.3). Une fois le déplacement des particules effectué, les nouvelles positions sont évaluées. Les p_i ainsi que q_i sont alors mis à jour. Cette procédure est résumée par l'algorithme suivant. N est le nombre de particules de l'essaim.

Le critère d'arrêt peut être différent suivant le problème posé. Si l'optimisation globale est connue a priori, on peut définir une "erreur acceptable" ε comme critère d'arrêt. Sinon, il est commun de fixer un nombre maximum d'évaluations de la fonction objectif ou un nombre maximum d'itérations comme critère d'arrêt. Cependant, au regard du problème posé et des exigences de l'utilisateur, d'autres critères d'arrêt peuvent être utilisés.

Algorithme d'optimisation par essaim particulaire[3.1]

Initialisation aléatoire des positions et des vitesses de chaque particule

Pour chaque particule i , $p_i = x_i$

Tant que le critère d'arrêt n'est pas atteint faire

Pour $i=1$ à N faire

Déplacement de la particule

$$\begin{cases} v_d = c_1 v_d + c_2 (p_d - x_d) + c_3 (g_d - x_d) \\ x_d = x_d + v_d \end{cases}$$

Evaluation des positions

Si $f(x_i) < f(p_i)$

$$p_i = x_i$$

Fin si

Groupe d'informatrices = {choisir 3 particules aléatoirement}

$$g = \min (f(\text{groupe d'informatrices}))$$

Fin pour

Fin tant que

3.5 Paramètres de l'algorithme

Six paramètres entrent en ligne de compte [3.7]:

1. La dimension du problème
2. Le nombre de particules
3. Les valeurs des coefficients ρ
4. La taille du voisinage
5. La vitesse maximale ;
6. L'inertie.

Nous allons nous intéresser plus particulièrement aux deux derniers.

3.5.1 Vitesse maximale

Pour éviter que les particules se déplacent trop rapidement d'une région à une autre dans l'espace de recherche, on fixe une vitesse maximale V_{max} . Ainsi si $v_{ij}(t)$ est la vitesse de la particule P_i au temps t dans la dimension j ,

$$V_{ij}(t) = V_{max} \text{ si } V_{ij}(t) > V_{max} \text{ et } V_{ij}(t) = -V_{max} \text{ si } V_{ij}(t) < -V_{max}$$

V_{\max} est généralement dépendant de l'échelle du problème. V_{\max} n'est pas obligatoire (Clerc and Kennedy, 2002) si on utilise un coefficient de constriction (resserrement) k

$$\vec{V}_l(t) = k(\vec{V}_l(t-1) + \rho_1(\vec{x}_{pbestl} - \vec{x}_l(t)) + \rho_2(\vec{x}_{gbest} - \vec{x}_l(t)))$$

$$\text{Avec } k = 1 - \frac{1}{\rho} + \frac{\sqrt{|\rho^2 - 4\rho|}}{2} \text{ et } \rho = \rho_1 + \rho_2 > 4$$

3.5.2 Facteur d'inertie

Pour contrôler l'influence de la vitesse obtenue au pas précédent on peut introduire un facteur d'inertie Φ qui décroît en fonction du temps.

$$\vec{V}_l(t) = \Phi(\vec{V}_l(t-1) + \rho_1(\vec{x}_{pbestl} - \vec{x}_l(t)) + \rho_2(\vec{x}_{gbest} - \vec{x}_l(t)))$$

Un grand facteur d'inertie provoque une grande exploration de l'espace de recherche alors qu'un petit facteur d'inertie concentre la recherche sur un petit espace. La convergence n'est pas assurée quelles que soient les valeurs de Φ et également de c_1 et c_2 (van den Bergh, 2002), les études expérimentales montrent que :

$$\frac{1}{2}(c_1 + c_2) - 1 < \Phi \leq 1$$

3.5.3 Voisinage basé sur une distance euclidienne

Kennedy et Eberhart utilisent un voisinage basé sur les indices des particules, Suganthan (Suganthan, 1999) [3.7] utilise un voisinage spatial entre les particules. Une particule P_b est voisine d'une particule P_a si

$$\frac{\|\vec{x}_a - \vec{x}_b\|}{d_{\max}} < \xi$$

avec d_{\max} la plus grande distance entre deux particules

$$\text{et } \xi = \frac{3t + 0.6t_{\max}}{t_{\max}}$$

Avec t l'itération courante et t_{\max} le nombre maximal d'itérations. On peut remarquer que la taille du voisinage croît avec le temps.

3.6 l'essaim-mémoire

Depuis le début nous avons postulé que chaque particule était apte à remplir ces deux fonctions. Cela nous conduit à des formulations assez compliquées, comme la meilleure des meilleures positions des informatrices. De plus l'information mémorisée par la particule elle-même est traitée séparément de celle apportée par les autres, alors qu'en fait rien ne les distingue dans leur nature. Egalement cela impose de mémoriser autant de positions que de particules, ni plus, ni moins. Enfin il pourrait être souhaitable de mettre directement en relation les positions mémorisées pour en déduire de nouveaux déplacements intéressants. On peut certes quand même étudier diverses topologies, mais sans toute la souplesse souhaitable.

C'est pourquoi il est intéressant de changer légèrement de point de vue et de considérer que les fonctions d'exploitation et de mémorisation sont portées par des particules différentes, cela nous permet aussi de définir plus facilement différentes sortes de groupes d'informatrices.

Ainsi nous aurons comme avant un essaim- explorateur, composé de particules turbulentes, se déplaçant à chaque pas de temps, mais en plus aussi d'un essaim-mémoire. Ses particules, sont appelées mémoires et que nous pouvons imaginer lourdes, lentes et sages ne se déplaçant qu'occasionnellement et seulement à coup sûr vers les meilleures positions signalées par les exploratrices. Ainsi, l'association d'une mémoire et d'une exploratrice correspond à une particule selon la terminologie historique.

3.7 Paramétrages optimaux

Optimiser l'optimiseur !, c'est un problème d'optimisation du second niveau, en effet, considérons une fonction f à minimiser par notre algorithme d'OEP paramétrique. Dans nos exemple le critère d'arrêt est un nombre donné T d'évaluations de f . Les étapes sont les suivantes :

1. Choisir un jeu de paramètres
2. Exécuter l'algorithme pour T évaluations
3. Examiner le résultat, décider s'il peut être amélioré. Dans l'affirmatif aller en (1).

Il s'agit bien d'un processus visant à optimiser l'optimiseur (au moins la fonction f). Le problème peut se formuler ainsi :

- ✓ Espace de recherche = espace des paramètres

- ✓ Fonction à minimiser = fonction qui, en tout point de l'espace de recherche, renvoie la performance obtenue après la tentative de minimisation de f .

En théorie, il suffit donc d'utiliser un algorithme pouvant s'appeler lui-même, mais il y a deux écueils. D'une part il faut déjà paramétrer cet algorithme. Un paramétrage avec des valeurs empiriques moyennes peut faire l'affaire. Mais d'autre part, l'évaluation de chaque point de l'espace de recherche nécessite T évaluation de la fonction f .

3.8 Adaptation

Jusqu'ici, nous n'avons considéré qu'un algorithme d'OEP classique et sans adaptation, c'est-à-dire qu'il ne modifie pas son comportement selon les informations recueillies lors du processus de recherche. Des essais très nombreux permettent alors de trouver pour chaque fonction du jeu d'essai les paramètres qui donnent les meilleur résultat.

L'excellente qualité de ces résultats montre que les principes de base de l'OEP sont efficaces. Cependant, il n'est pas réaliste de penser que l'utilisateur aura toujours la possibilité de chercher longuement un paramétrage adéquat pour son problème. [3.2].

3.8.1 Pondération à décroissance temporelle

Le coefficient c_1 qui représente la confiance que la particule accorde à son mouvement propre, a été toujours considéré constant jusqu'ici, il est donc assez naturel d'essayer de le faire varier, un simple choix au hasard ne répondrait à aucun critère d'adaptation. D'une part cette méthode ne tiendrait pas compte de l'information recueillie. Et d'autre part, définir la distribution de probabilité pour le tirage aléatoire nécessiterait au moins de définir un nouveau paramètre.

Une méthode qui a été très employée est celle consistant à faire diminuer ce coefficient au cours du temps (après chaque itération). Typiquement la loi de décroissance donne une valeur tendant asymptotiquement vers zéro. L'idée est que quand le nombre d'itérations augmente, alors l'algorithme est probablement entrain de converger et donc il vaut mieux faire progresser les particules de plus en plus lentement de façon à ne pas rater l'optimum.

Dans certaines applications cette intuition se relève exacte, mais par rapport à nos exigences nous voyons tout de suite où le bât blesse : cette méthode repose sur une prédiction auto-réalisatrice ; la convergence va s'améliorer avec le nombre d'itérations. Cela est forcément

toujours vrai car faire diminuer le coefficient c_1 revient globalement à faire diminuer toutes les vitesses. Il va donc bien y avoir une convergence vers un état quasi-stationnaire. Cependant rien ne garantit que l'une des positions obtenus soit le minimum cherché. Et il faut pour chaque problème chercher empiriquement une définition de la fonction de décroissance qui permettra de trouver une solution sans mettre trop de temps mais également sans convergence prématurée.

3.8.2 Sélection et remplacement

La première tentative était faite en 1998 [3.6]. La sélection consistait à éliminer 50% d'individus générés par croisement classique ou par mutation. Notons que cette méthode nécessite une taille constante de l'essaim.

Malheureusement, les tests ont montré que les performances ne pouvaient être globalement meilleures que celles de l'OEP classique que si la valeur de ce pourcentage était ajustée pour chaque problème. Il s'agissait donc en définitive d'un paramètre supplémentaire. Cependant cela a permis de montrer que la sélection pouvait en effet parfois améliorer l'OEP.

3.8.3 Adaptation paramétrique

On utilise dans cette méthode un coefficient χ appelé constriction dans les équations de mouvement, c'est-à-dire les coefficients de confiance sont calculés en fonction d'un seul paramètre φ

$$\begin{cases} C_1 = \chi = \frac{1}{\varphi - 1 + \sqrt{\varphi^2 - 2\varphi}} \\ C_{max} = \varphi \cdot C_1 \end{cases} \quad \text{avec } \varphi > 2$$

Les comparaisons de performances ne se font que localement, c'est-à-dire pour chaque particule testée on ne considère que son voisinage (au sens de l'ensemble de ses voisinages). L'idée est que si l'une au moins des particules du voisinage (qui comprend la particule elle-même) a « suffisamment » amélioré sa performance, alors on peut supprimer la moins performante particule du voisinage. A l'inverse si la meilleure particule n'a pas suffisamment amélioré sa performance, alors on génère une nouvelle particule (totalement au hasard, en l'occurrence).

La taille de l'essaim étant variable, on peut commencer toujours avec le même petit nombre de particules (au moins deux pour que l'adaptation puisse déclencher).

Le paramètre ϕ est ajusté lui aussi après chaque itération. Lorsqu'il y a une amélioration, il est augmenté ce qui diminue les coefficients de confiance et donc restreint le volume exploré par la variable lors du prochain déplacement, et inversement.

L'inconvénient est dans le nombre total des paramètres, s'il n'y a pas d'amélioration. Cependant il est possible de remplacer ces paramètres par d'autres paramètres quantitatifs.

3.9 Tribus et structure tribale

Si chaque particule de l'essaim est vue comme le sommet d'un graphe, on peut représenter le lien d'information par un arc de **B** vers **A**. l'arc inverse de A vers B peut exister. Par ailleurs, toutes les particules ne pointent pas vers A. nous pouvons ainsi définir des sous ensembles tel que : toute particule pointe (informe) toutes les autres, nous les appellerons **tribus**. La métaphore étant celle de groupes d'individus de taille variable évoluant dans un environnement inconnu, à la recherche d'un bon emplacement.

3.9.1 Structure et Relations Tribales

Dans TRIBES, l'essaim est divisé en plusieurs sous-essaims appelés tribus. Les tribus sont de tailles différentes, qui évoluent au cours du temps. Le but est d'explorer simultanément plusieurs régions de l'espace de recherche, généralement des optima locaux, avant de prendre une décision globale. Dans le but de prendre une telle décision, les tribus échangent leurs résultats tout au long du traitement. Un tel type de structure est comparable aux structures multi-essaims utilisées dans d'autres algorithmes. Deux types de communications sont donc à définir : la communication intra-tribu et la communication inter-tribu [3.8].

Chaque tribu est composée d'un nombre variable de particules. Les relations entre les particules à l'intérieur d'une tribu sont définies par une topologie complètement connectée. Chaque particule connaît la meilleure et la plus mauvaise position jamais atteintes par la tribu, c'est-à-dire que chaque particule connaît les positions pour lesquelles la tribu a trouvé la plus petite et la plus grande valeur de la fonction objectif. Cette forme de communication est appelée communication intra-tribu.

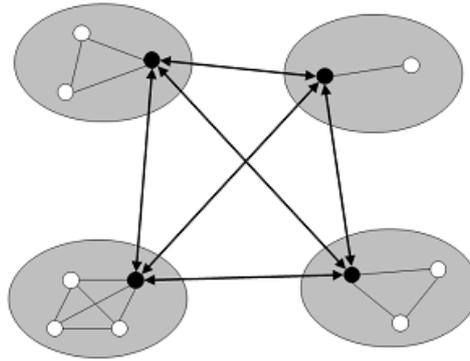


Figure 3.3 : Réseau d'information. Chaque tribu est un graphe complètement connecté (communication intra-tribu). Les tribus sont reliées par l'intermédiaire de leurs chamans (communication inter-tribu) [3.8].

Au fur et à mesure du traitement, chaque tribu va converger vers un optimum local. Il est donc nécessaire que celles-ci communiquent entre elles pour définir lequel de ces optima est à retenir par l'utilisateur. La communication entre les tribus est établie par l'intermédiaire des meilleures particules de chaque tribu. Ce type de communication est appelé communication inter-tribu.

En résumé, chaque particule est informée par elle-même (mémoire cognitive \vec{p}), par tous les éléments de sa tribu (appelés informateurs internes), et, si cette particule est un chaman (la meilleure particule d'une tribu), alors elle est aussi informée par les chamans des autres tribus (appelés informateurs externes). Toutes ces positions sont appelées les informateurs de la particule. La mémoire sociale \vec{g} de chaque particule est l'informateur pour lequel la valeur de la fonction objectif est la plus petite. La Figure (II.3) illustre la topologie du graphe d'information de l'essaim. Les flèches symbolisent la communication inter-tribu alors que les traits matérialisent la communication intra-tribu. Les particules noires sont les chamans de chaque tribu. On verra dans la suite que cette structure est modifiée automatiquement par l'intermédiaire de créations et de destructions de particules.

3.9.2 Evolution des tribus

Dans le but de définir des règles d'adaptation structurelles pour l'essaim, on définit deux indicateurs de qualité, un pour les particules et un pour les tribus. Une particule est dite bonne si elle a amélioré sa meilleure performance au cours de la dernière itération. Dans le cas contraire, elle est dite neutre. Cet indicateur est purement qualitatif, car il est basé sur

l'évolution de la performance et non sur la performance elle-même. En plus de cet indicateur, la meilleure et la plus mauvaise position de la tribu sont stockées.

Une tribu est aussi dite bonne ou mauvaise suivant le nombre de bonnes particules présentes en son sein. Une tribu est dite mauvaise si aucune de ses particules n'a amélioré sa meilleure performance au cours de la dernière itération. Les tribus qui possèdent au moins une bonne particule sont déclarées bonnes avec une probabilité de 0.5, mauvaises sinon.

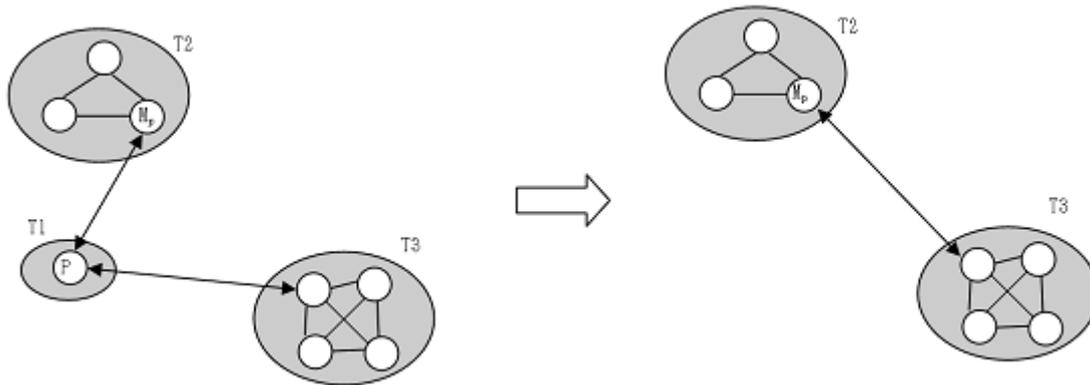


Figure 3.4 : Destruction de particule. La tribu T1 est détruite, les liens d'informations sont redistribués vers T2 et T3 [3.8].

L'utilisation de ces indicateurs permet de définir les règles de création et de destruction des particules.

3.9.2.1 Destruction de particule

L'élément le plus coûteux en temps lors de l'exécution d'un algorithme d'optimisation est l'évaluation de la fonction objectif. Dans un souci de gain de temps, il est important d'évaluer la fonction objectif le moins de fois possible. Notre intérêt est donc de détruire des particules de l'essaim à chaque fois que cela est possible. Ces destructions sont réalisées en espérant que le résultat final ne soit pas altéré. C'est pourquoi seules les plus mauvaises particules des bonnes tribus sont détruites. Il est ici considéré que de telles particules n'apportent plus d'informations pertinentes à la tribu, et donc à l'essaim, au regard des performances de ses congénères.

Dans le cas d'une tribu composée d'une seule particule, la destruction est réalisée seulement si l'un des informateurs externes a une meilleure performance que la particule considérée. Cela nous assure de ne retenir que les particules qui apportent de bonnes informations. Sur la

(Figure 3.4), la tribu T1 est déclarée bonne. La particule P, est détruite, même si elle en est aussi la meilleure. Cependant, pour qu'une particule soit détruite, il faut que son informateur externe M_p possède une meilleure performance, ou plus précisément, l'information apportée par la particule est de moins bonne qualité que celle apportée par son informateur externe M_p .

La destruction de particules implique un changement dans le graphe d'information de l'essaim. Toutes les particules informatrices d'une particule supprimée sont redirigées vers la meilleure particule de sa tribu. Dans le cas particulier d'une tribu de taille 1, tous les liens d'informations sont redirigés vers le meilleur informateur de la particule supprimée.

3.9.2.2 Création de particules

Le procédé qui permet de créer des particules est assez similaire à celui qui permet d'en détruire. Chaque mauvaise tribu génère des particules. Le nombre de particules générées par chaque mauvaise tribu est défini par l'équation (3.6). Cette équation est inspirée d'une formule identique prouvée pour l'OEP binaire. Toutes les particules générées par les différentes mauvaises tribus forment une nouvelle tribu.

$$NB_{particules} = \max \left(2, \left\lceil \frac{9.5 + 0.124(D-1)}{tribe\ Nb} \right\rceil \right) \quad (3.6)$$

où D est la dimension de l'espace de recherche et "tribe Nb" le nombre de tribus dans l'essaim.

Les mauvaises tribus sont alors reliées à la nouvelle tribu et utilisent la nouvelle information apportée par cette tribu pour améliorer leurs performances. Deux types de particules sont générés, le type de particule étant sélectionné aléatoirement :

✓ Les particules libres :

Ces particules sont générées aléatoirement à l'aide d'une distribution uniforme soit dans tout l'espace de recherche, soit sur une frontière de celui-ci, ou sur un sommet. La sélection de la méthode de génération se fait aléatoirement parmi les trois possibilités. Les particules sont générées en utilisant le système(3.7). Le but est d'apporter de la diversité à la population.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Dans tout l'espace de recherche } X_j = U(x_{\min} - j, x_{\max} - j), j \in \{1, \dots, D\} \\ \text{Sur une frontière : } X_j = \begin{cases} U(x_{\min} - j, x_{\max} - j) & j \in I \subset \{1, \dots, D\} \\ \{U(x_{\min} - j, x_{\max} - j)\} & j \in J \subset \{1, \dots, D\} \end{cases} \\ \text{Sur un sommet } X_j = U(\{x_{\min} - j, x_{\max} - j\} \mid j \in \{1, \dots, D\}) \end{array} \right. \quad (3.7)$$

où $U(X_{min-j}, X_{max-j})$ est un réel uniformément choisi dans $[X_{min-j}, X_{max-j}]$ et $U(\{X_{min-j}, X_{max-j}\})$ est un réel uniformément choisi dans la liste $\{X_{min-j}, X_{max-j}\}$, I et J sont deux sous-espaces qui forment une partition de $\{1, \dots, D\}$. Ces deux espaces sont définis aléatoirement pour chaque particule générée.

✓ Les particules confinées :

Ici l'idée est presque inverse, il s'agit au contraire d'intensifier la recherche dans une région qui semble intéressante.

Si \vec{x} est la meilleure particule de la tribu génératrice et si \vec{l}_x est sa meilleure informatrice, \vec{p}_x et \vec{p}_{l_x} sont les meilleures performances de \vec{x} et de \vec{l}_x . la nouvelle particule est générée dans la D-sphère de centre \vec{p}_{l_x} et de rayon $\|\vec{p}_x - \vec{p}_{l_x}\|$ à l'aide de l'équation (3.8). L'objectif est ici d'intensifier la recherche de la tribu génératrice.

$$\vec{X}_{Generated} = \text{alea}_{\text{sphere}}(\vec{p}_{l_x}, \|\vec{p}_x - \vec{p}_{l_x}\|) \quad (3.8)$$

Ou $\text{alea}_{\text{sphere}}(\vec{p}_{l_x}, \|\vec{p}_x - \vec{p}_{l_x}\|)$ est un point uniformément choisi dans une hyper-sphère de centre \vec{p}_{l_x} et de rayon $\|\vec{p}_x - \vec{p}_{l_x}\|$.

3.9.2.3 Fréquence des adaptations

Les adaptations structurelles ne doivent pas être effectuées à chaque itération. En effet, du temps doit être laissé pour que l'information introduite par la dernière modification de la topologie se propage dans l'essaim. Théoriquement, le temps nécessaire pour que l'information se propage dans tout l'essaim est égal au diamètre du graphe d'information. Cela assure que chaque particule soit directement ou indirectement informée des changements apportés lors de la dernière adaptation.

Cependant, si la taille de l'essaim devient trop importante, ce nombre peut vite devenir très long à calculer. En pratique, si NL est le nombre de liens d'informations lors de la dernière adaptation, la prochaine adaptation sera effectuée NL=2 itérations plus tard. NL est estimé à l'aide de l'équation (3.9).

$$NL = \sum_{n=1}^{\text{tribe Nb}} \text{explorer Nb}[n]^2 + \text{tribe Nb} \cdot (\text{tribe Nb} - 1) \quad (3.9)$$

3.9.3 Evolution de l'essaim

Au début du traitement, l'essaim est composé d'une particule unique, qui constitue une tribu à elle seule. Si, durant la première itération, cette particule n'améliore pas sa performance, de nouvelles particules vont alors être générées pour former une deuxième tribu. NL/2 itérations plus tard, le même procédé est répété. On continue selon ce schéma durant toute l'exécution. La taille de l'essaim augmente jusqu'à ce que l'essaim trouve des zones <<prometteuses>> de l'espace de recherche. Plus la taille de l'essaim devient grande, plus le temps séparant deux adaptations va être long. La capacité d'exploration est améliorée et il va être plus facile pour les particules de trouver de bonnes solutions. Une fois que des zones intéressantes de l'espace de recherche sont trouvées, les particules les moins performantes vont être progressivement supprimées [3.9].

Conclusion

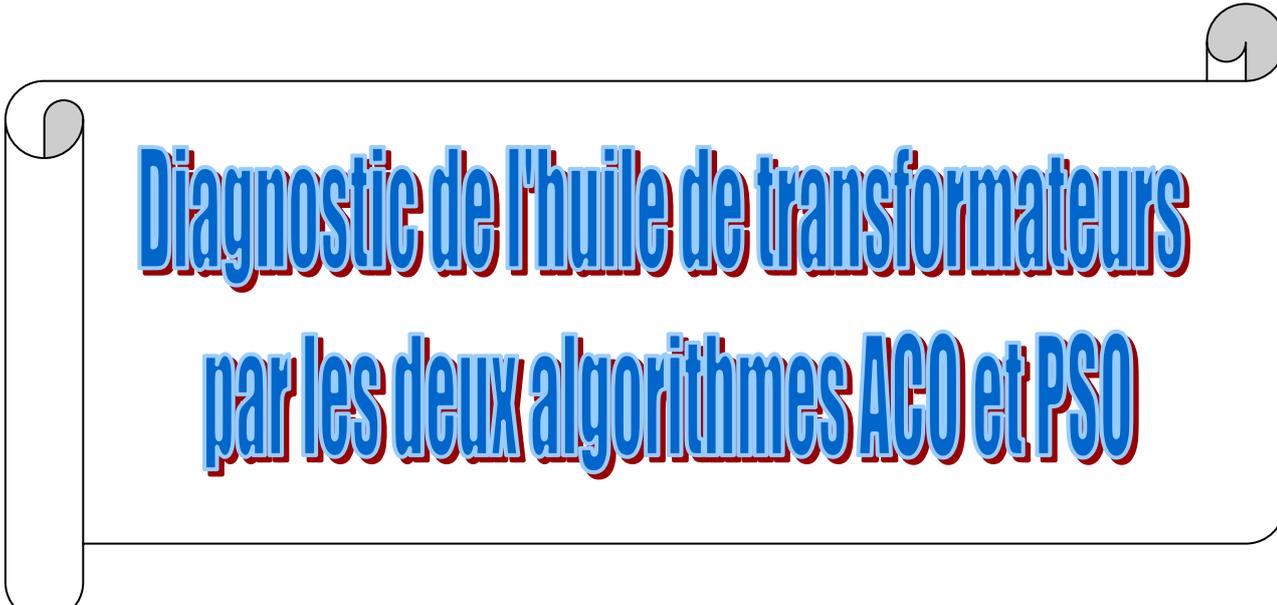
Nous avons consacré ce chapitre à l'intérêt d'optimisation par la méthode des essaims particulaires OEP (ou Particle Swarm Optimization PSO, en anglais). Cette nouvelle méthode inspirée du comportement et déplacement d'animaux en essaim, a rencontrée un vif succès depuis sa création. Sa relative simplicité et son efficacité en font un des algorithmes les plus utilisés de nos jours. De nombreux axes de recherche ont pour objet de tirer la meilleure partie du programme d'optimisation par essaim particulaire.

D'abord nous avons commencé par citer son origine ainsi que son principe, puis nous avons présenté son modèle mathématique. Après, nous avons parlé d'un algorithme itératif adaptatif qui modifie son comportement en fonction de sa découverte, et le programme TRIBES est un exemple de réalisation d'un tel algorithme.

Référence

- [3.1] **Wikipédia**, “Optimisation par essaim particulière“, http://fr.wikipedia.org/wiki/Optimisation_par_essais_particulaires
- [3.2] **R.Attia, M.Adjadi**, “Différentes techniques d’optimisation de la commande flou. Application sur la colonne d’absorption“, Projet de Fin d’Etude, Ecole Nationale Polytechnique, 2009, Alger.
- [3.3] **A.Rioland, A.Audes**, “Optimisation essaim particulière pour un problème d’ordonnement et affectation de ressource“, Rapport de projet 3^{ème} Année, Institut Supérieur d’Informatique de Modélisation et de leurs Applications, France, 2007.
- [3.4] **H.Dubreil**, “Méthodes d’optimisation de contrôleurs de logique floue pour le paramétrage automatique des réseaux mobile UMTS“, Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, France 2005.
- [3.5] **M.Clerc**, “Optimisation par essaim particulière : versions paramétriques et adaptatives“, Hermes science - Lavoisier, Paris, 2005.
- [3.6] **M.Clerc, P.Siarry**, “Une nouvelle métaheuristique pour l’optimisation difficile : la méthode des essais particuliers“, rapport de recherche, J3eA, Vol.3-7, France, 2004 ;
- [3.7] **A.Dutot, D.Olivier**, “Optimisation par essaim particulière, application au problème de N-Reines“, Rapport de Recherche, Laboratoire Informatique du Havre, Université du Havre, France, 2010.
- [3.8] **Y.Cooren**, “Perfectionnement d'un algorithme adaptatif d'Optimisation par Essaim Particulaire. Applications en génie médical et en électronique“, Thèse de Doctorat, Université Paris 12 Val de Marne, France, 2008.
- [3.9] **E.Bonabo, M.Dorigo, G.Theraulaz**, “Swarm intelligence“, Oxford University Press, USA, 1999.

Chapitre 4



Diagnostic de l'huile de transformateurs par les deux algorithmes ACO et PSO

4.1 Introduction

Durant les vingt dernières années, beaucoup de chercheurs se sont intéressés à l'application de méthodes intelligentes au diagnostic. Leurs recherches ont conduit à la découverte de plusieurs techniques de diagnostic automatique qui se sont améliorées puis appliquées dans plusieurs domaines.

Dans un système industriel, les pannes et les défauts proviennent de trois grandes sources. La première est l'ensemble des composants du système, la seconde est le système de commande et de régulation et la troisième est les capteurs d'entrées et de sorties du système. Dans un transformateur, la cause principale des pannes est le claquage du fluide diélectrique à cause de détérioration sous l'effet des conditions de fonctionnement.

Beaucoup de chercheurs ont consacré leurs recherches à l'application des algorithmes de colonie de fourmis et des essaims particuliers pour la résolution de beaucoup de problèmes aussi bien dans le domaine médical que dans le domaine technique.

Dans notre cas, nous allons appliquer de tels algorithmes au diagnostic de l'huile de transformateurs en se basant sur les résultats.

4.2 Entrées et sorties du système

La base de données utilisée (annexe 2) est obtenue à partir de tests physico-chimiques de l'huile faits au sein de l'unité de traitement des huiles de la société de réparation des transformateurs électriques du centre " Transfo-Centre unité de Blida" [4.1], appliqués aux transformateurs de puissance dont la tension maximale de réseau est limitée entre 72.5 kV et 170 kV. Le vecteur d'entrée de notre système est constitué de six caractéristiques physico-chimiques de, $S = [\text{Indice de couleur, Viscosité cinématique, Indice d'acidité, Rigidité diélectrique, Facteur de dissipation, Teneur en eau}]$ et le vecteur de sortie contient les quatre décisions qui peuvent être prises, $A = [\text{Garder, Régénérer, Filtrer, Jeter}]$.

L'algorithme de fourmis (ACO) développé utilise des tables de prise de décisions (annexe 3) tirées de la base de données selon le type de décision à prendre "A". Et l'algorithme des essaims particuliers (PSO) utilise toute la base de données sans présélection.

4.3 Formulation du problème de diagnostic de l'huile de transformateurs par ACO

Le problème consiste à la recherche de la meilleure décision (garder l'huile, la régénérer, la filtrer, la jeter) qui permet de minimiser une certaine fonction de performance F qui est fonction des six propriétés de l'huiles à tester.

$$F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Pe_i - Pi)^2 / Pe_i \quad (4.1)$$

avec Pe_i les six caractéristiques de l'huile à tester, et Pi les caractéristiques de l'échantillon pris par les fourmis dans les tables de prise de décisions.

Pour construire notre algorithme ACO, nous allons suivre les étapes suivantes :

- ✓ Définir le tour d'une fourmi : commencer par un état initiale de l'huile et laisser évoluer son état selon les tables de prise de décisions jusqu'à la dégradation de l'huile au dessous des normes c-à-d jusqu'à l'action " jeter " c'est ainsi que le tour d'une fourmi est terminée. La figure suivante (figure 4.1) représente la relation entre le tour d'une fourmi et les tables de prise de décisions.

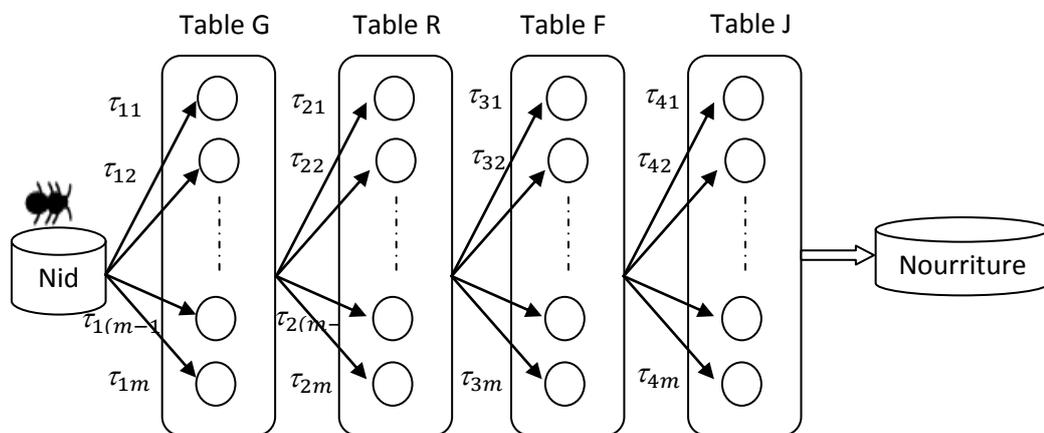


Figure 4.1 : Relation entre le tour d'une fourmi et les tables de prise de décisions.

Avec:

Table G : Table de prise de décisions pour l'action "Garder".

Table R : Table de prise de décisions pour l'action "Régénérer".

Table F : Tables de prise de décisions pour l'action "Filtrer".

Table J: Tables de prise de décisions pour l'action "Jeter".

Après un tour complet, chaque fourmi laisse une certaine quantité de phéromone $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ sur l'ensemble de son parcours, quantité qui dépend de la qualité de la solution trouvée :

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{F(t)} & \text{si } (i,j) \in T^k(t) \\ 0 & \text{si } (i,j) \notin T^k(t) \end{cases} \quad (4.2)$$

Q est un paramètre à fixer.

$T^k(t)$ est l'ensemble des échantillons effectué par la fourmi k à l'itération t .

- ✓ Définir une fonction de performance : comme tout problème d'optimisation, il faut d'abord définir un critère à maximiser ou à minimiser. Et ici dans notre cas, on doit minimiser la fonction F .
- ✓ L'état de notre agent (l'huile): notre état est défini par: $S = [\text{Indice de couleur, Viscosité cinématique, Indice d'acidité, Rigidity diélectrique, Facteur de dissipation, Teneur en eau}]$.
- ✓ Les actions: ce sont les décisions, $A = [\text{Garder, Régénérer, Filtrer, Jeter}]$, ces actions seront marqués par les traces de phéromone.
- ✓ règle de mise à jour de la phéromone: il faut choisir une règle qui renforce la quantité de phéromone dans les bonnes actions: cette règle dépendra de la fonction de performance :

$$\tau(t+1) \leftarrow \tau(t) + \rho/F \quad (4.3)$$

Avec:

ρ : le coefficient de mise à jour de la phéromone.

F : la fonction de performance.

On remarque bien de cette règle que la valeur de mise à jour de la phéromone augmente avec la diminution de la fonction de performance. Ca veut dire que les pistes les plus concentrées en phéromone correspondent à des valeurs de la fonction F très petites.

- ✓ Définir le critère d'arrêt de l'algorithme : pour arrêter notre algorithme, on préfère fixer le nombre d'itération N .

Après l'arrêt de l'algorithme, on considère les actions avec le maximum de phéromone, étant celles qui correspondent aux plus petites valeurs de la fonction F. Cette opération est réalisée à l'aide de la règle suivante :

$$J_0 = \max\{\tau_i(t)\}$$

Le pseudo code de l'algorithme est comme suit :

Algorithme d'ACO pour le diagnostic des huiles de transformateurs 4.1:

Début

Initialiser les traces de phéromone et les paramètres de l'algorithme, $\tau_i(0) = \tau_0$.

Tant que le critère d'arrêt n'est pas atteint, faire :

Pour chaque fourmi K, K=1,.....,m

Choisir un échantillon de l'huile dans chacune des quatre tables de prise de décisions.

 Evaluer la fonction F.

 Faire la mise à jour de la phéromone par la règle (4.3)

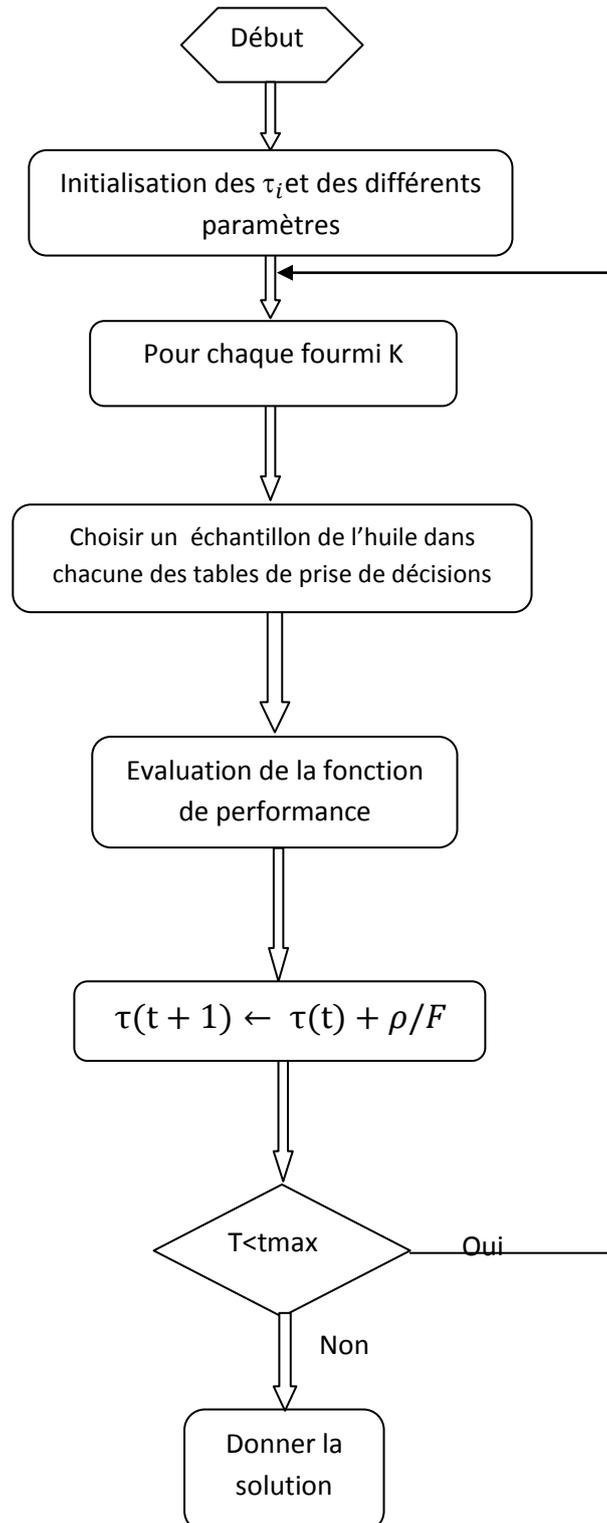
Fin de pour

Fin tant que

Sauvegarder la meilleure solution J_0 .

Fin.

Organigramme explicatif des différentes étapes de l'optimisation par colonies de fourmis :



4.4 Formulation du problème de diagnostic de l'huile de transformateurs par PSO

Nous avons développé un algorithme d'optimisation par essais particulaire qui répond à notre problème de diagnostic des huiles de transformateurs. Nous avons commencé par l'initialisation aléatoire de l'essaim dans l'espace de recherche. A chaque itération, les particules se déplacent suivant les équations du mouvement. Une fois le déplacement des particules effectué, les nouvelles positions sont évaluées, les $P_i(t)$ et $g(t)$ sont mis à jour.

avec $P_i(t)$ la meilleure position trouvée par particule i jusqu'à l'instant t et $g(t)$ la meilleure position trouvée par les informatrices de la particule à l'instant t .

Les paramètres de l'algorithme que nous avons choisis sont donnés ci-dessous.

Coefficient de confiance

Il est défini par l'équation suivante :

$$\begin{cases} C_1 = \frac{1}{\varphi - 1 + \sqrt{\varphi^2 - 2\varphi}} \\ C_{max} = \varphi \cdot C_1 \end{cases} \quad 4.4$$

Avec φ est un paramètre supérieur à 2.

Taille de l'essaim N il n'est pas nécessaire d'avoir une taille d'essaim importante. Une taille de 10 à 15 suffit.

Critère d'arrêt nous avons fixé un nombre maximal d'itérations "Tmax" pour arrêter notre algorithme.

Algorithme d'optimisation par essais particulaire pour le diagnostic des huiles de transformateurs 4.2 :

Initialisation aléatoire des positions et des vitesses de chaque particule

Pour chaque particule i , $p_i = x_i$

Tant que le critère d'arrêt n'est pas atteint faire

Pour $i=1$ à N faire

Déplacement de la particule

$$\begin{cases} v_d = c_1 v_d + C_{max} \text{alea}(0,1)(p_d - x_d) + C_{max} \text{alea}(0,1)(g_d - x_d) \\ x_d = x_d + v_d \end{cases}$$

Evaluation des positions

Si $f(x_i) < f(p_i)$

$p_i = x_i$

Fin si

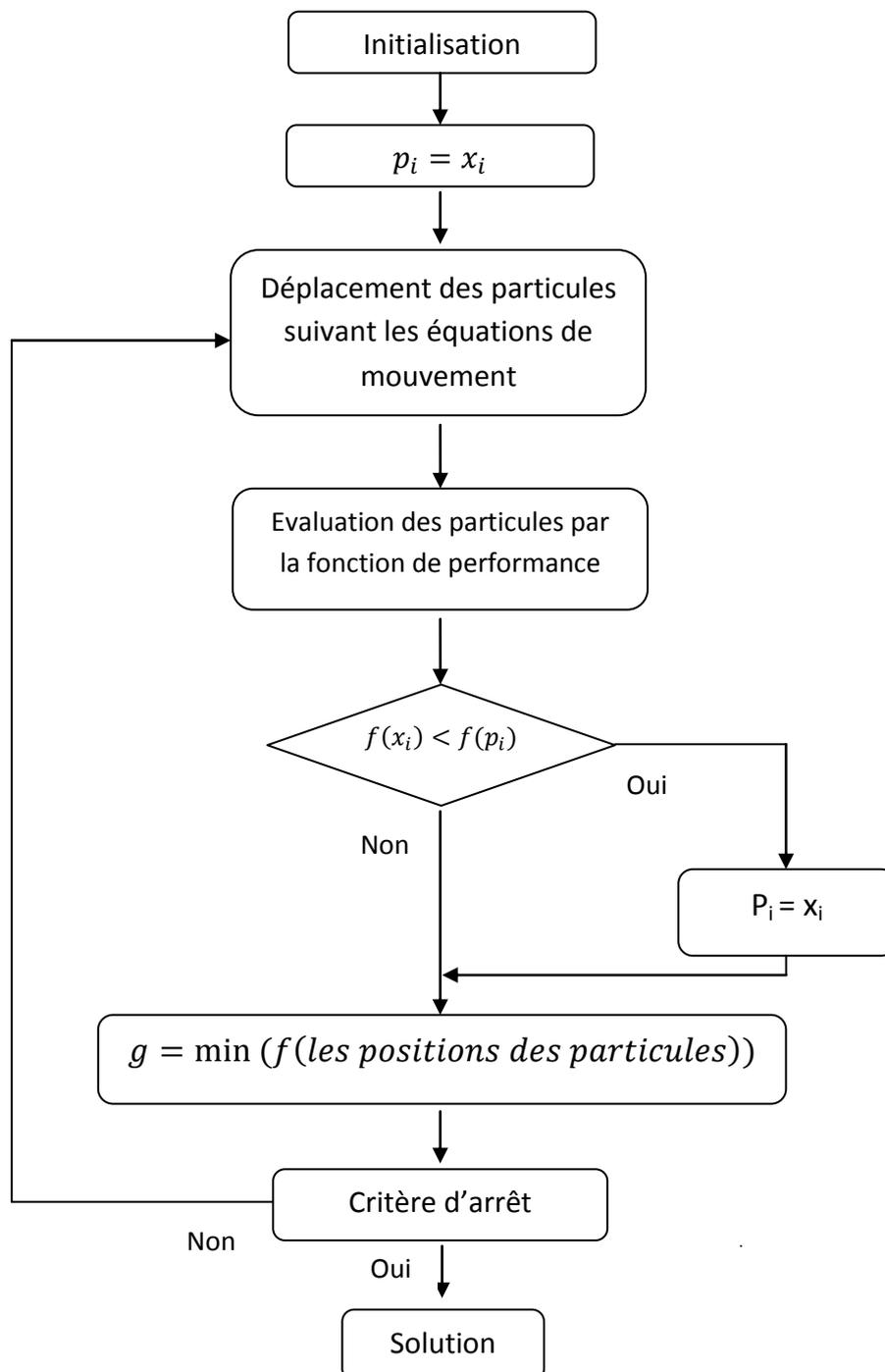
La meilleure position trouvée par les particules

$g = \min (f(\text{les positions des particules}))$

Fin pour

Fin tant que

Organigramme explicatif des différentes étapes de l'OEP :



4.5 Interprétation des résultats

Pour vérifier la justesse de nos deux algorithmes, nous avons présentés un tableau (tableau4.1) de cinq échantillons analysés par un expert :

Echantillon n°	1	2	3	4	5
L'indice de couleur	0.7	2.3	4.5	2.9	3.4
La viscosité à 40°C (Cts)	10.23	10.87	11.19	10.97	11.5
L'indice d'acidité (mgKOH/g)	0.012	0.091	0.42	0.021	0.07
La rigidité diélectrique (kV/cm)	57	22	30	65	57
Le facteur de dissipation	0.072	0.019	0.55	0.18	0.105
La teneur en eau (p.p.m)	16	40	42	7	23

Tableau 4.1 : les échantillons analysés par l'expert

Les résultats donnés par l'expert sont les suivants :

Echantillon 1 : l'huile est à garder car tous ces paramètres répondent aux exigences de la norme.

Echantillon 2 : mis à part de la rigidité diélectrique et la teneur en eau, la mesure des autres paramètres est acceptable. Cette huile nécessite un filtrage pour améliorer sa rigidité.

Echantillon 3 : toutes les caractéristiques de cette huile sont détériorées, son traitement n'est pas intéressant. Elle est à jeter.

Echantillon 4 : les caractéristiques sont excellentes. L'huile est à garder.

Echantillon 5 : le facteur de dissipation et la teneur en eau de cette huile sont hors normes mais les autres caractéristiques sont acceptables. Elle devra être régénérée.

4.5.1 diagnostic par l'algorithme de colonies de fourmis

Nous avons initialisé les traces de phéromones et les différents paramètres $\tau_{ij}(0) = 0.1$, le nombre de fourmis $m=10$, $Q=1$ et nous avons exécuté le programme pour un nombre d'itérations égale à 50 et nous avons obtenus les résultats suivants (Tableau 4.2) ;

N° Echantillon	Garder	Régénérer	Filtrer	Jeter
1	76.4038	6.3801	13.7408	3.4753
2	0.8549	18.1044	72.1203	8.9205
3	0.8598	73.6838	5.4671	19.9892
4	80.0417	9.0531	8.0103	2.8950
5	16.1977	67.2508	6.9022	9.6493

Tableau 4.2 : quantités de phéromone obtenues à l'arrêt de l'algorithme.

Les graphes suivants représentent la variation des quantités de phéromone en fonction du nombre d'itérations de chaque action (garder, régénérer, filtrer, jeter) pour les cinq échantillons à tester, et l'action la plus concentrée en phéromone représente la bonne solution.

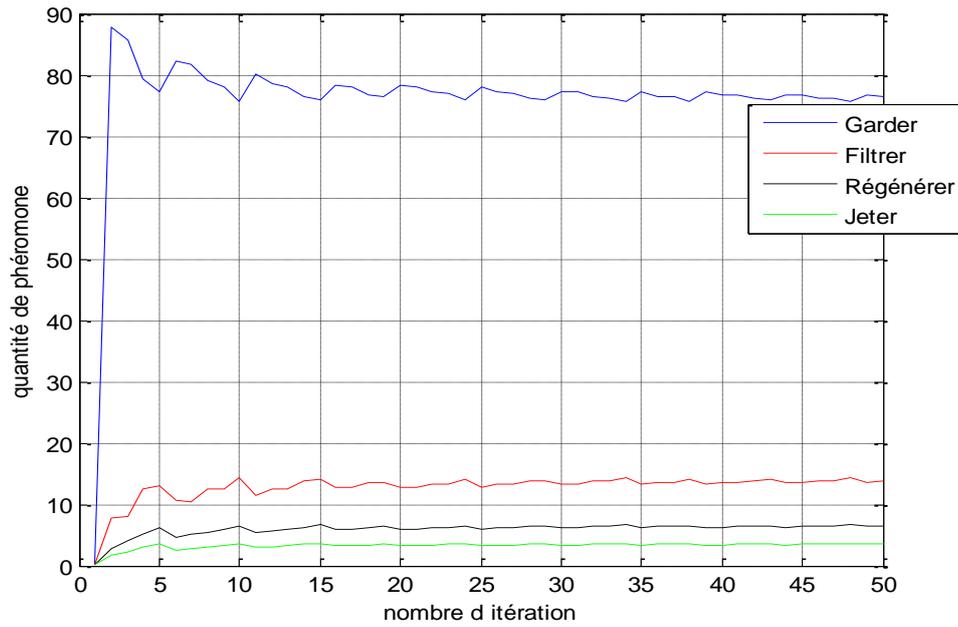


Figure 4.2 : Variation de la quantité de phéromone en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°1

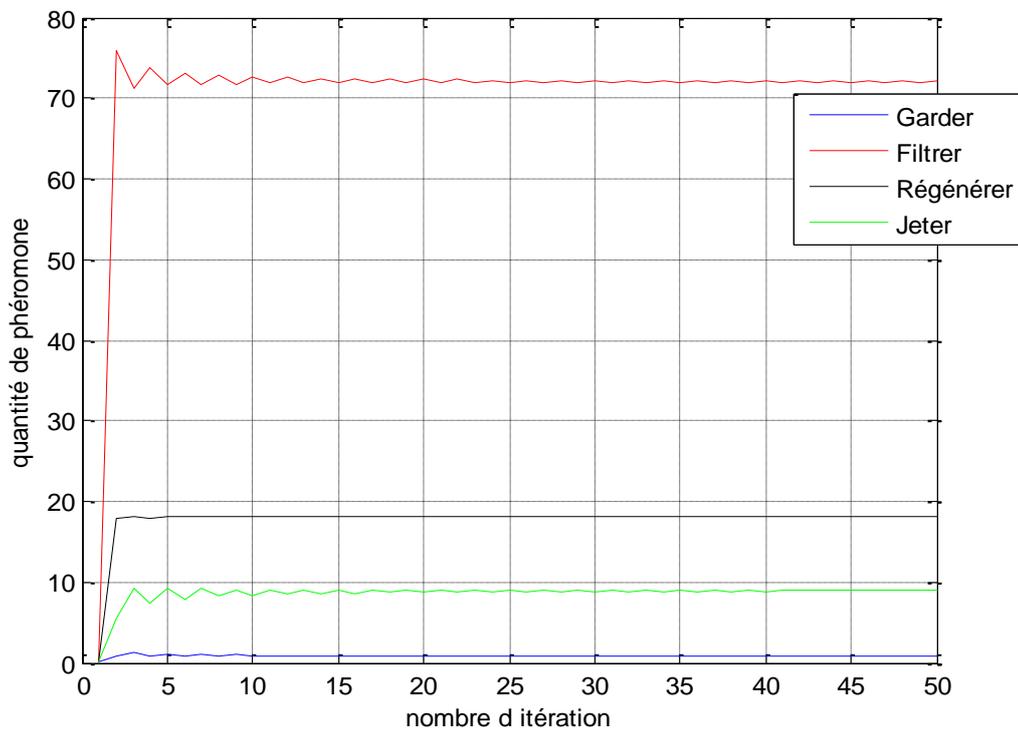


Figure 4.3 : Variation de la quantité de phéromone en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°2.

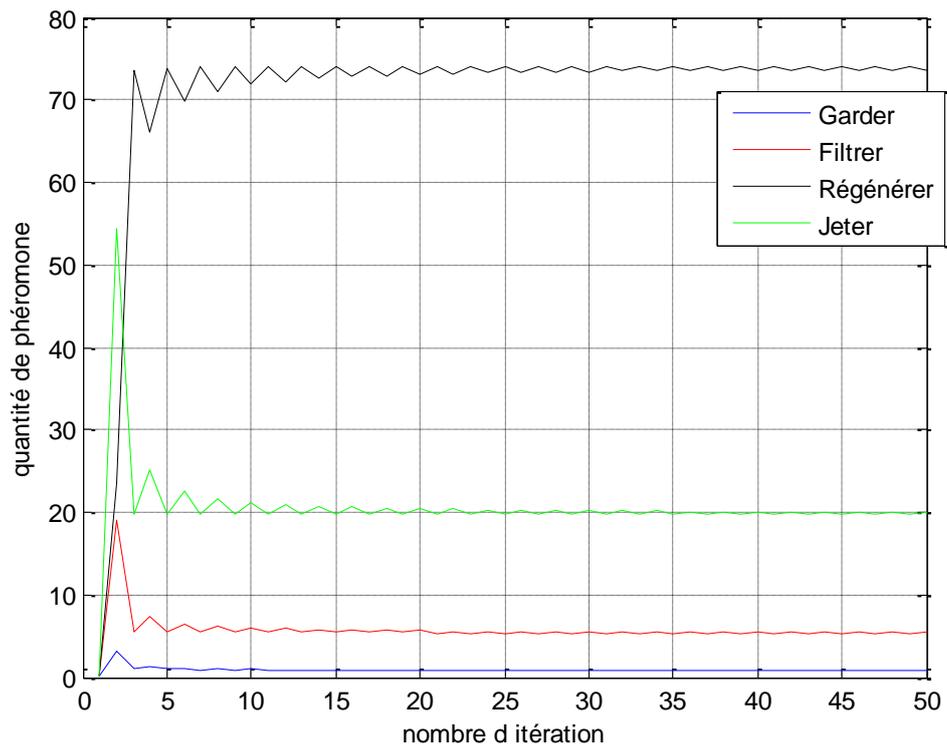


Figure 4.4 : Variation de la quantité de phéromone en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°3.

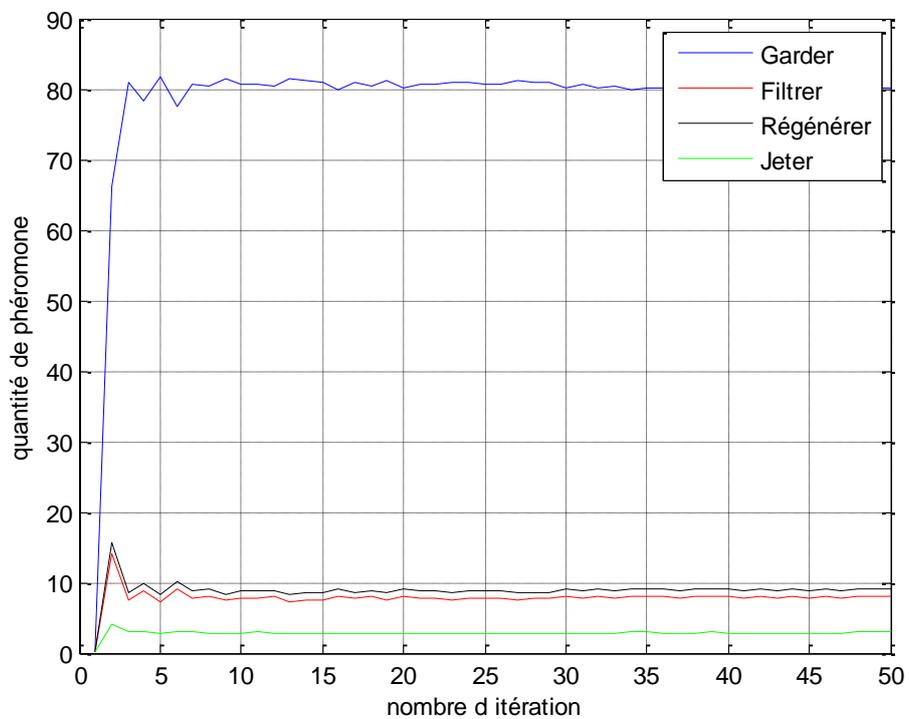


Figure 4.5 : Variation de la quantité de phéromone en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°4.

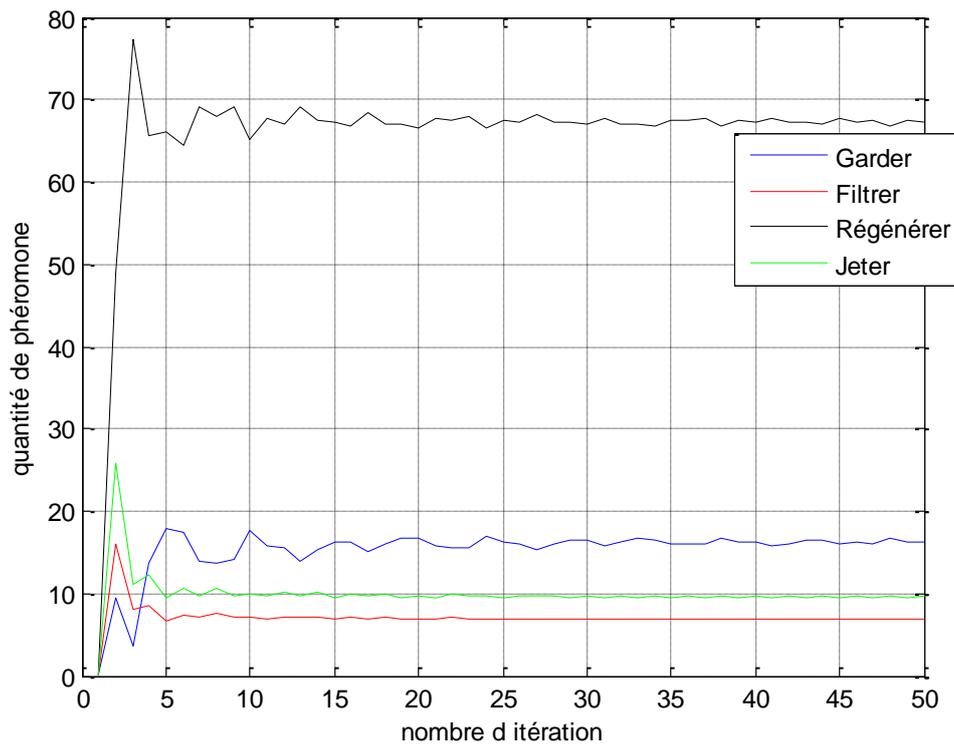


Figure 4.6 : Variation de la quantité de phéromone en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°5.

Nous remarquons de ces graphes que les quatre décisions ont la même quantité de phéromone dans les premières itérations (les trois premières), mais en augmentant le nombre d'itérations, on voit bien que cette quantité augmente pour une décision qui correspond à la bonne solution et diminue pour les trois autres.

Mis à part l'échantillon N°3, notre algorithme a donnée de bonnes solutions. Nous remarquons que l'algorithme commence à converger vers les bonnes décisions dans les cinq premières itérations. Pour l'échantillon N°3, il y avait les deux actions "régénérer et jeter" qui étaient les plus concentrées en phéromone dans les trois premières itérations puis en augmentant le nombre d'itération, la quantité de phéromone a diminué pour l'action "jeter" et a été renforcée pour l'action "régénérer" et le résultat était la décision "régénérer" au lieu de "jeter". Ceci est justifié, soit par les tailles des tables de prise de décisions, soit par la loi du dépôt de la phéromone.

La loi de la phéromone que nous avons utilisée fait que, la fourmi dépose de la phéromone lors de son tour dans toutes les décisions qu'elle choisies avec des quantités différentes et qui dépendent de la fonction de performance. Peut être que ça aurait été mieux

si les fourmis déposent de la phéromone uniquement sur les bonnes décisions. Mais d'un autre côté, les fourmis ne peuvent pas connaître la bonne décision si elles ne passent pas d'abord par toutes ces décisions. En résumé, on peut dire que la méthode des fourmis est une bonne méthode d'optimisation mais elle ne peut pas être juste à 100% puisque il y a plusieurs paramètres qui entrent en jeu et qu'il faut bien choisir.

4.6 diagnostic par l'algorithme des essais particulaires

Après avoir initialisé les deux coefficients $C_1 = 0.8$ et $C_{max} = 1.7$, nous avons exécuté le programme pour une taille d'essaim égale à 10 et un nombre d'itération égale à 50. Les résultats obtenus pour la fonction de performance et la meilleure position en fonction du nombre d'itérations sont illustrés dans les graphes suivants.

La valeur la plus petite de la fonction de performance correspond à la bonne position de la particule qui présente dans notre cas la bonne décision.

Nous voyons de ces graphes, que la bonne solution est toujours trouvée après un certain nombre d'itérations qui est égale à peu près à 10.

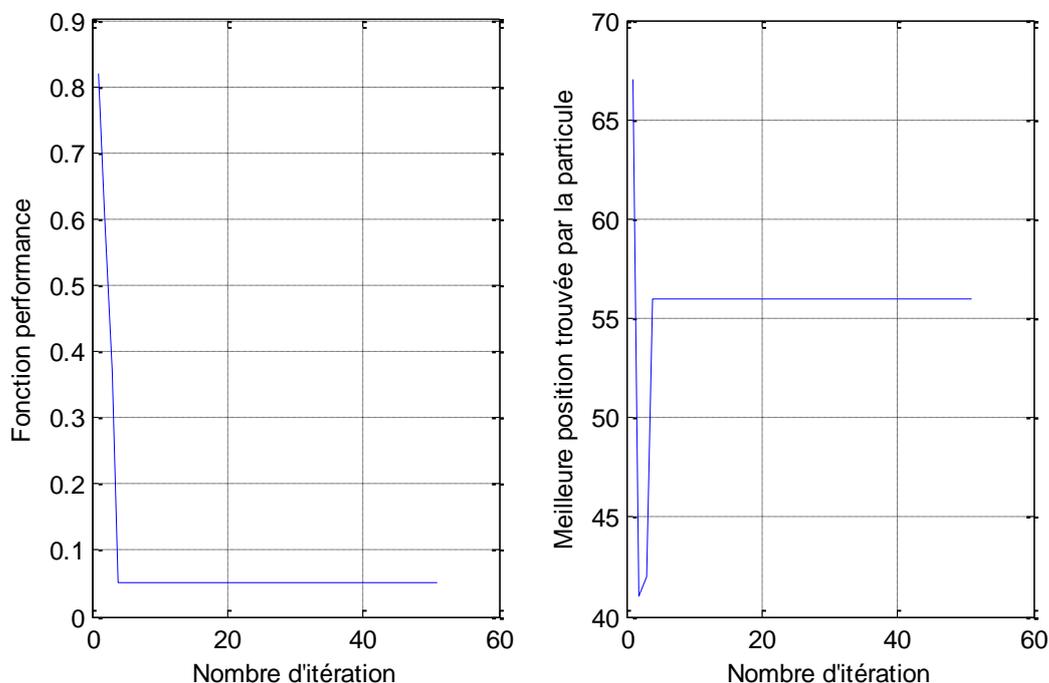


Figure 4.7 : Evolution de la fonction de performance et la meilleure position trouvée en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°1.

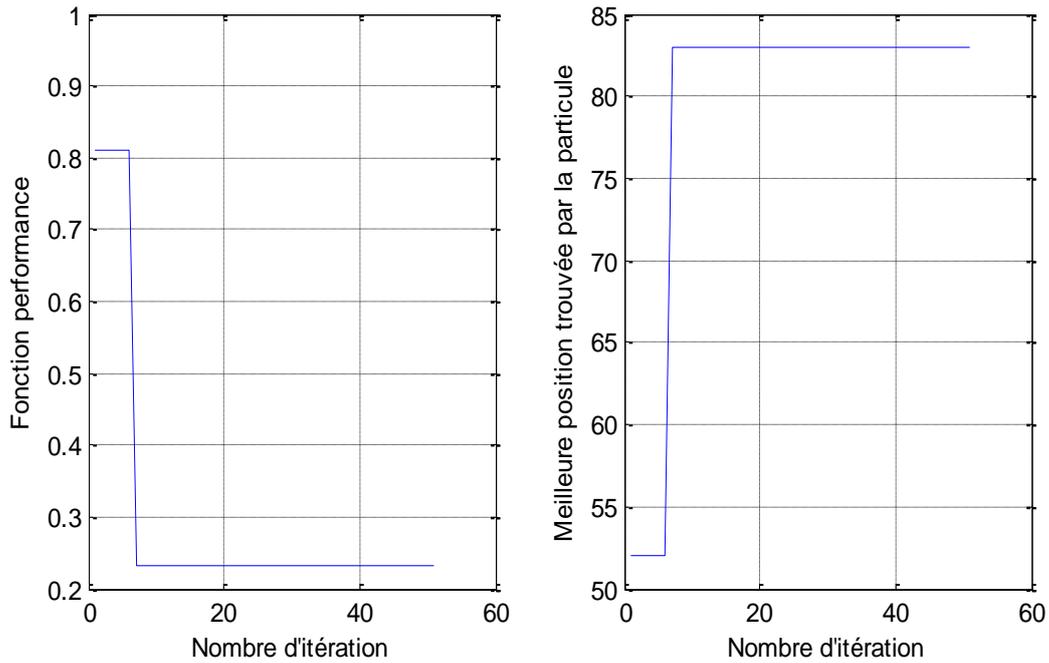


Figure 4.8 : Evolution de la fonction de performance et la meilleure position trouvée en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°2.

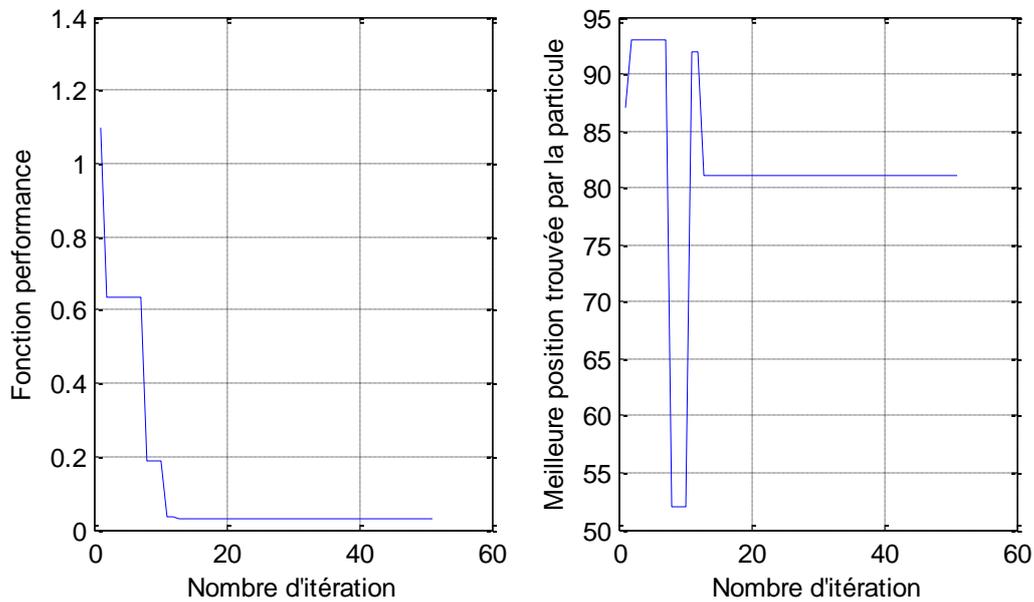


Figure 4.9 : Evolution de la fonction de performance et la meilleure position trouvée en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°3.

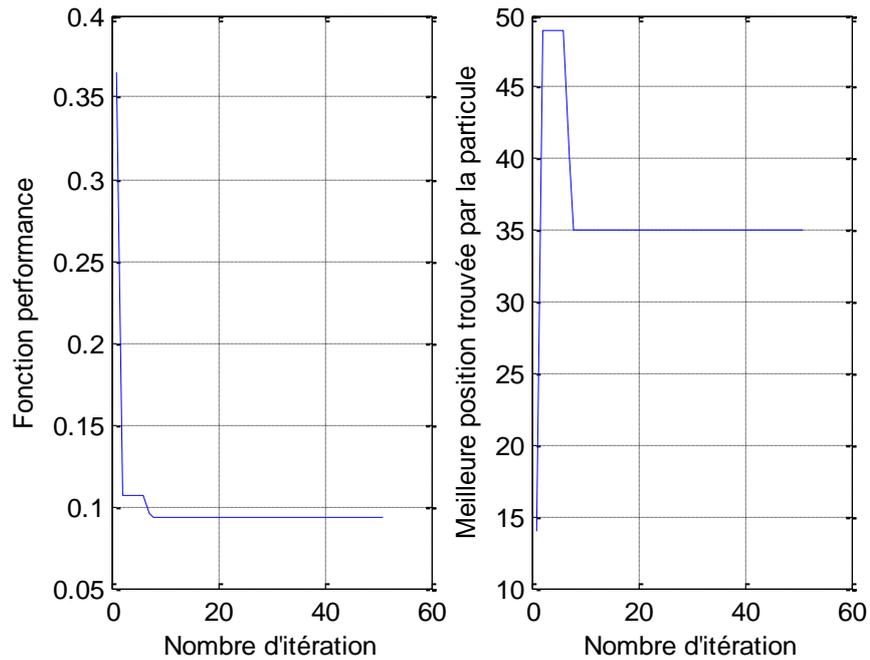


Figure 4.10 : Evolution de la fonction de performance et la meilleure position trouvée en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°4.

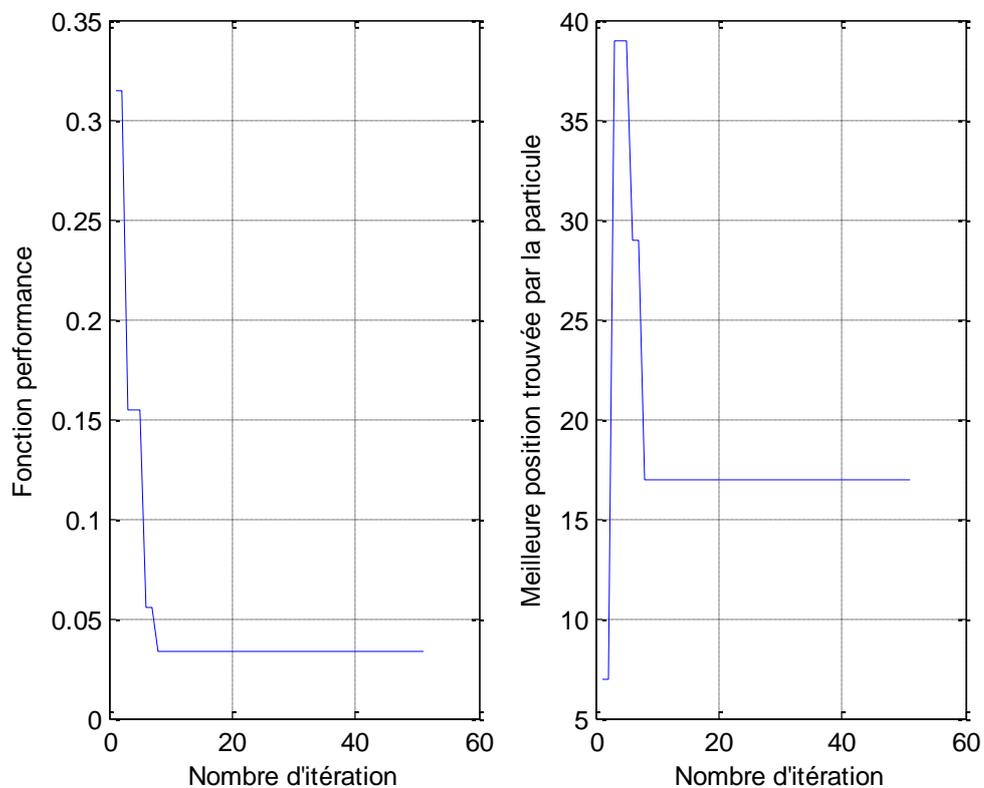


Figure 4.11 : Evolution de la fonction de performance et la meilleure position trouvée en fonction du nombre d'itérations pour l'échantillon N°5.

Pour les échantillons 1, 4 et 5. L'algorithme a donné les bonnes décisions dans les 10 premières itérations ; c-à-d que, presque toutes les particules se sont trouvées sur la même position après l'arrêt de l'algorithme. Mais pour les échantillons 2 et 3 l'algorithme a donné de mauvaises solutions, et pour justifier ces deux cas de figure, il faut revenir à notre algorithme. Les équations de déplacement des particules ont une grande influence sur la solution globale, puisque, c'est avec ces équations qu'on détermine la nouvelle position de chaque particule. Et pour notre problème, nous devons trouver comme position de particule des entiers naturels mais avec les équations que nous avons utilisées, les positions trouvées sont parfois rationnelles, et pour résoudre ce problème, nous avons fait arrondir les valeurs trouvées. Mais cela a conduit à ce que l'algorithme donne parfois de mauvaises solutions.

4.7 Discussion et Conclusion

L'objectif de ce paragraphe est de faire une petite comparaison entre les résultats obtenus par les deux algorithmes ACO et PSO, bien que ceci n'est pas systématique. En effet, pour comparer entre deux algorithmes d'optimisation, on doit faire de nombreux tests et sur de nombreux problèmes de natures différentes. Car un algorithme qui est très efficace pour un tel problème peut donner de très mauvais résultats pour un problème différent et vice versa.

L'optimisation par colonies de fourmis a donnée quatre réponses justes parmi les cinq échantillons testés. Et l'algorithme a convergé vers la meilleure solution dans les cinq premières itérations. Par contre, l'optimisation par essaims particulaires a donnée trois bonnes solutions dans les dix premières itérations. Nous remarquons de ces résultats que l'algorithme ACO est plus efficace pour notre problème, puisqu'il requiert un nombre de fourmis plus petit et un nombre d'itérations réduit et par conséquent un temps de calcul relativement petit.

Références

[4.1] **N.Aouchar, C.Bekhaled**, "Application des systèmes hybrides neuro-flous au diagnostic des huiles de transformateur", Projet de fin d'études, Département Génie électrique, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, 2005.

Chapitre 5



Diagnostic de l'huile de transformateurs en se basant sur l'AGD

5.1 Analyse des gaz dissous

L'Analyse des gaz dissous dans l'huile (AGD) est l'un des outils de diagnostic les plus utilisés pour la détection et l'évaluation des défauts dans les huiles de transformateurs de puissance. Elle s'appuie sur des méthodes conformes aux normes d'analyse CEI 60567 [5.1] et d'interprétation CEI 60599 [5.2];

Avant d'analyser les gaz dissous, il faut en premier lieu les extraire de l'huile. Trois méthodes de base sont décrites, l'une utilise l'extraction sous vide (dégazage partiel), une autre par déplacement des gaz dissous par barbotage du gaz vecteur dans l'échantillon d'huile, et la dernière par partition des gaz entre l'échantillon d'huile et un faible volume du gaz vecteur qui est utilisé par le laboratoire Essai et Contrôle GRTE. Après extraction, l'analyse quantitative des gaz se fait par chromatographie en phase gazeuse. [5.1].

Nous avons considéré les données que nous avons reçues durant notre stage dans le laboratoire "Essais et contrôle" de GRTE.

5.2 Procédure d'échantillonnage

Il faut prélever et transporter l'échantillon de telle manière que le gaz dissous dans l'huile ne subit aucune modification, ou bien seulement des modifications que l'on sache évaluer.

Selon la norme CEI 60597, les échantillons d'huile sont normalement soutirés à la vanne de prélèvement suivant les règles générales ci-dessous [5.3]:

- ✓ Ouvrir une vanne d'échantillonnage après avoir relié la seringue munie d'un robinet à trois voies.
- ✓ Placer le robinet à trois voies de façon à permettre d'écouler 1 à 2 litres d'huile dans le bac de vidange.
- ✓ Tourner ensuite le robinet à trois voies de façon à remplir lentement la seringue. Il est recommandé de ne pas essayer de tirer le piston, mais de le laisser reculer sous l'effet de la pression d'huile.
- ✓ Mettre le robinet à trois voies de façon à refouler l'huile de la seringue vers le bac de vidange en repoussant à fond le piston pour vider toute la seringue.
- ✓ Une fois être sûr qu'il n'y a plus de bulles d'air, tourner alors le robinet à trois voies de façon à remplir la seringue d'huile.

- ✓ Fermer le robinet de la seringue puis celui de la vanne d'échantillonnage.
- ✓ Etiqueter l'échantillon.

5.3 Méthodes d'interprétations

L'analyse des gaz dissous est surtout utilisée pour les transformateurs de puissance. Plusieurs guides et manuels ont été rédigés pour l'interprétation de cette analyse.

La technique de diagnostic de défaut de première ligne privilégiée est l'étude par les gaz clés et le diagnostic des défauts par la méthode des rapports est une technique d'analyse de deuxième ligne [5.4].

5.3.1 Méthode de DUVAL

Duval a proposé une méthode qui se base uniquement sur trois gaz clés dont les quantités sont disposées dans un triangle avec une surface divisées en zones de défauts (figure 5.1). Cette méthode n'utilise pas l'hydrogène, il faut donc s'attendre à ce que cette méthode ait une sensibilité amoindrie aux défauts classés comme "décharge partielle" [5.5].

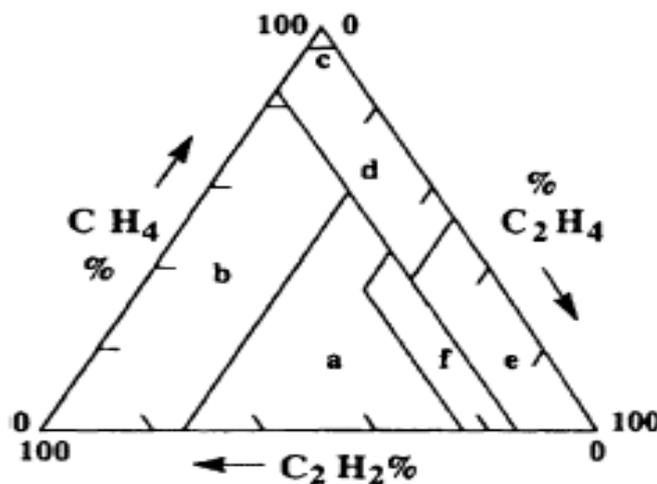


Figure 5.1 [5.5]: Triangle de DUVAL

Avec :

a : Décharge de forte énergie-arcs ($I > 20 \text{ In}$) ;

b : Décharge de faible énergie ;

c : Décharge couronne ;

d : Points chauds, $T < 200$ °C ;

e : Points chauds, $200 < T < 400$ °C ;

f : Points chauds, $T > 400$ °C.

$$\% \text{CH}_4 = \frac{100 X}{X+Y+Z} ; \% \text{C}_2\text{H}_4 = \frac{100 Y}{X+Y+Z} ; \% \text{C}_2\text{H}_2 = \frac{100 Z}{X+Y+Z}$$

Avec $X = [\text{CH}_4]$; $Y = [\text{C}_2\text{H}_4]$; $Z = [\text{C}_2\text{H}_2]$.

5.3.2 Méthode CEI 60599

La technique CEI 60599 est l'une des méthodes les plus utilisées. Elle utilise trois rapports fondamentaux de gaz $\text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4$; CH_4/H_2 et $\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$. Le tableau ci-dessous (tableau 5.1) présente les différents types de défauts en fonction des rapports des gaz clés.

Cas	Défaut caractéristique	$\text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4$	CH_4/H_2	$\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$
DP	Décharges partielles	NS	<0.1	<0.2
D1	Décharge de faible énergie	>1	0.1 - 0.5	>1
D2	Décharge de forte énergie	0.6-2.5	0.1 - 0.5	>1
T1	Défaut thermique ($T < 300^\circ\text{C}$)	NS	>1, mais NS	<1
T2	Défaut thermique ($300^\circ < T < 700^\circ\text{C}$)	<0.1	>1	1 - 4
T3	Défaut thermique ($T > 700^\circ\text{C}$)	0.2	>1	>4

Tableau 5.1 [5.3]: Etude des rapports par la méthode CEI 60599

5.3.3 Méthode de ROGERS

Cette méthode utilise quatre rapports de gaz clés à savoir ; CH_4/H_2 ; $\text{C}_2\text{H}_6/\text{CH}_4$; $\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$; $\text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4$. Leurs codifications sont présentés dans le tableau ci-dessous (tableau 5.2)

Rapports de gaz	Critères	Codes
CH_4/H_2	<0.1	5
	0.1 < <1	0
	1 < <3	1
	>3	2
$\text{C}_2\text{H}_2/\text{CH}_4$	<1	0
	>1	1
$\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$	<1	0
	1 < <3	1
	>3	2
$\text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4$	<0.5	0
	0.5 < <3	1
	>3	2

Tableau 5.2 [5.6] : Etude des rapports par la méthode de ROGERS

Le tableau 5.3 suivant présente la correspondance entre les codes et les défauts :

Code				Diagnostic
0	0	0	0	Normale
5	0	0	0	Décharge partielle
1ou2	0	0	0	Thermique < 150°C
1ou2	1	0	0	Thermique 150 - 200 °C
0	1	0	0	Thermique 200 - 300°C
0	0	1	0	Surchauffe générale des conducteurs
1	0	1	0	Courant de circulation des enroulements
1	0	2	0	Circulation de courant dans le noyau ou la cuve, ou mauvaise connexion électrique
0	0	0	1	Arc, faible énergie, contournement sans écoulement de courant de puissance
0	0	1ou2	1ou2	Arc, haute énergie, contournement avec écoulement de courant de puissance
0	0	2	2	Arc, faible énergie, étincelage à un potentiel flottant
5	0	0	1ou2	Décharge partielle avec cheminement

Tableau 5.3 [5.6]: Table de correspondance des codes, méthode de ROGERS

5.4 Séparation des gaz dissous de l'huile

5.4.1 Séparation du mélange N_2 , O_2 , CO_2 , et CO

Après le vieillissement thermique, l'échantillon d'huile est injecté dans le chromatographe avec une seringue pour extraction des gaz N_2 , O_2 , CO_2 , et CO . Durant ce processus, le chromatographe utilise deux colonnes d'assemblages ; la première a 1 mètre de longueur et 6 mm de diamètre. La deuxième a 3 mètre de longueur et 6 mm de diamètre. On utilise pour la séparation un détecteur de conductivité thermique (thermal conductivity detector) TCD [5.5].

La figure 5.2 présente l'ordre de détection des différents gaz pour un échantillon bien déterminé, ces gaz sont apparus à cause d'une surchauffe d'huile pendant le vieillissement.

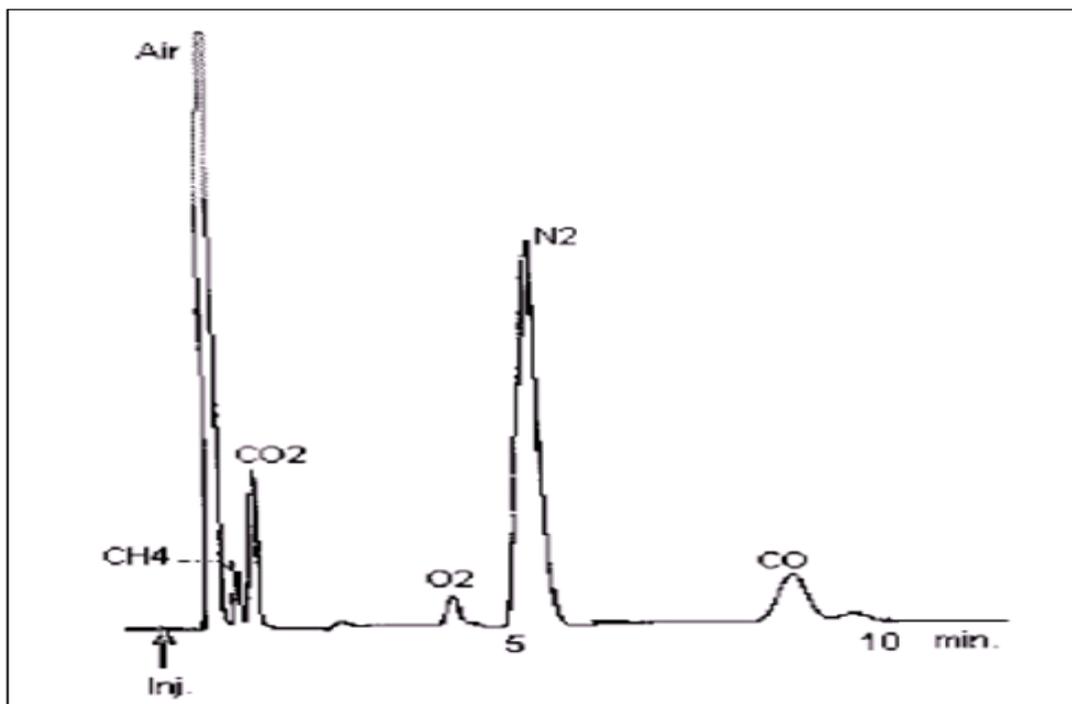


Figure 5.2 [5.5]: Séparation de N_2 , O_2 , CO_2 , et CO

L'existence de CO et CO_2 est le résultat d'une sévère surchauffe de l'huile (2000 heures de vieillissement thermique à une température de $120\text{ }^{\circ}\text{C}$). Quelques petites quantités de O_2 et CH_4 peuvent être vues aussi dans la figure, mais qui ne sont pas dangereuses pour l'huile. De plus, la détection d'une grande quantité de N_2 n'est pas dangereuse pour l'huile de transformateurs [5.5].

5.4.2 Séparation de CH₄, C₂H₆, C₂H₄ et C₂H₂

Le chromatographe utilise dans ce cas une colonne de 2.5 mètre de longueur et de 2 mm de diamètre et un détecteur FID (flame ionisation detector). La figure 5.3 présente la distribution des gaz après séparation [5.5].

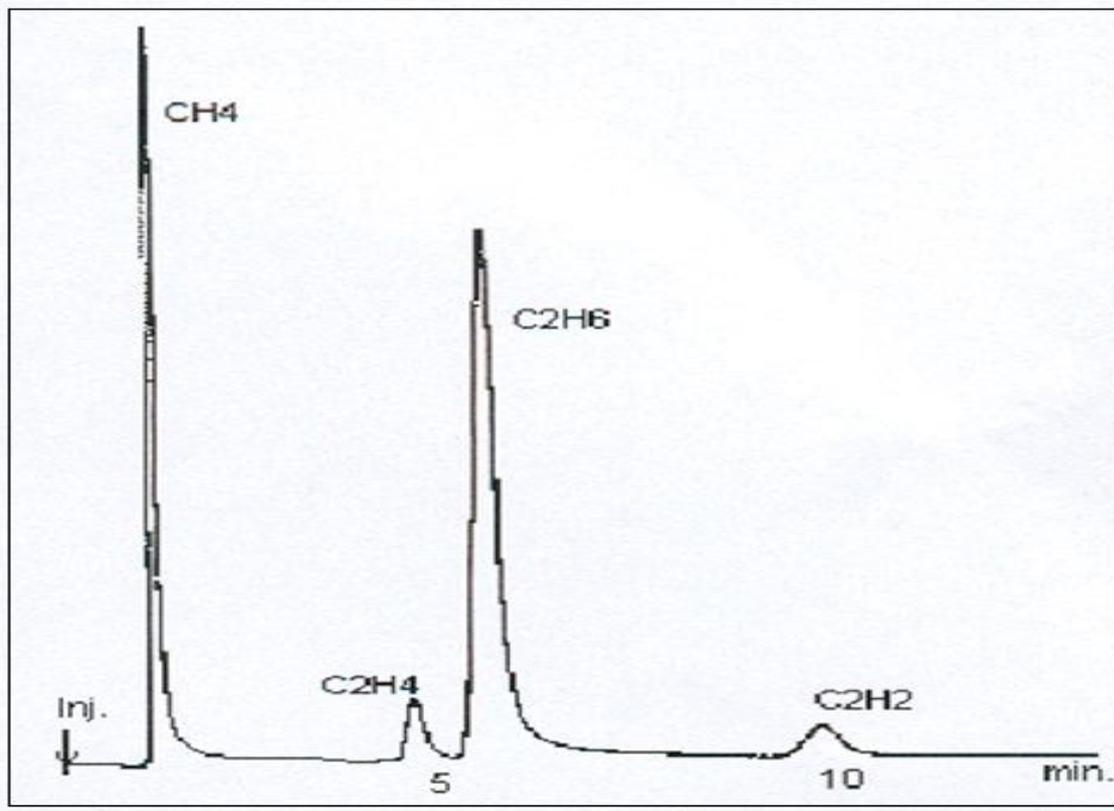


Figure 5.3 [5.5]: Séparation de CH₄, C₂H₆, C₂H₄ et C₂H₂

5.4.3 Séparation de H₂

Pour la séparation de l'hydrogène. Le chromatographe utilise une colonne de 3 mètre de longueur et 2 mm de diamètre et un détecteur TCD.

Comme c'est montré dans la figure 5.4, après le vieillissement, une grande quantité de H₂ est détectée. Ceci est expliqué par une décharge partielle dans l'huile sous l'effet d'une température trop élevée [5.5].

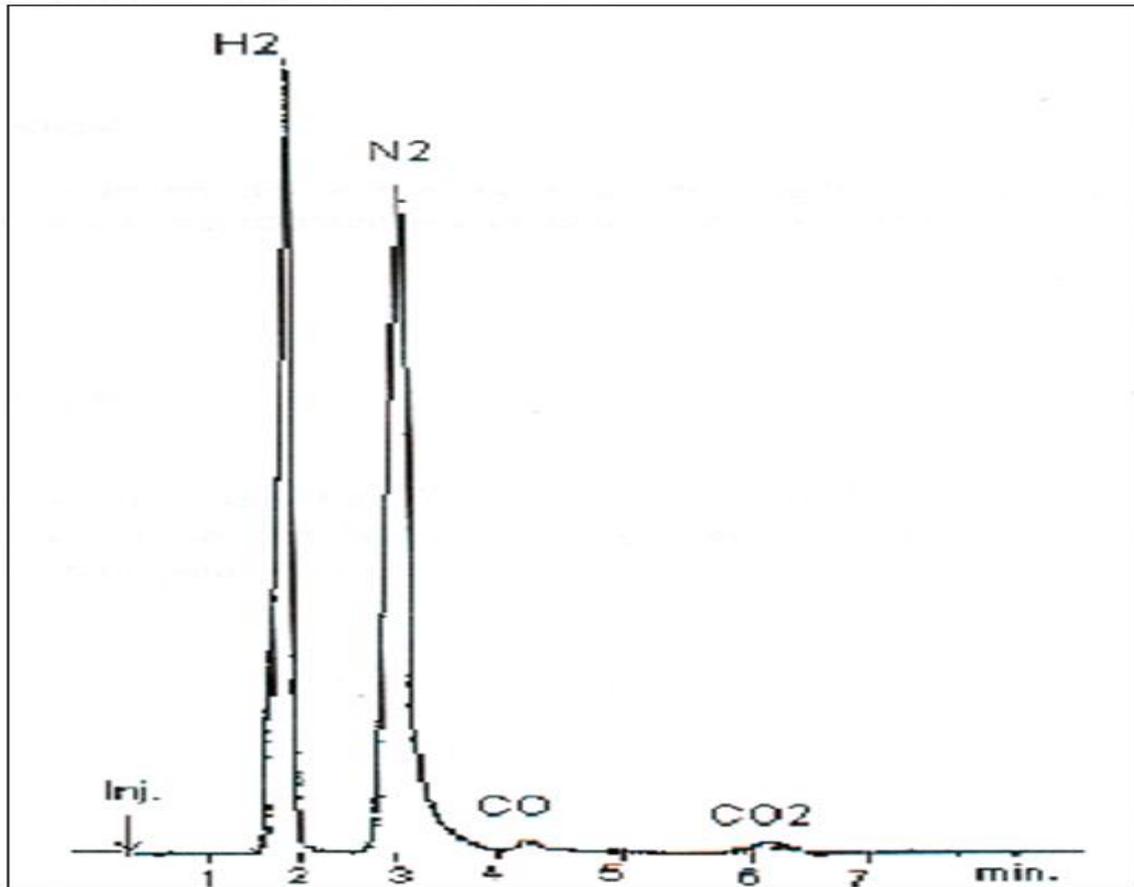


Figure 5.4 [5.5] : Séparation de H₂

La présence d'une grande quantité de H₂ dans l'huile est le gaz clé pour la détection du défaut causé par une décharge partielle (décharge de couronne) dans l'huile de transformateurs. Ces décharge partielle de faible énergie produisent du H₂, et peuvent aussi produire C₂H₆ et C₂H₄.

5.5 Interprétation des résultats

Pour appliquer Les trois méthodes citées précédemment, nous considérons 10 échantillons d'huiles tirés de la base de données (annexe 1) offerte par le GRTE et dont les concentrations en différents gaz sont présentées dans le tableau ci-dessous (Tableau 5.4) :

N°	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
H₂	112	3	36	280	10	29	136	4	40	6
CH₄	9	1	57	537	3	4	452	0.8	39	6
C₂H₆	25	0.9	101	137	0.8	1	227	0.6	12	2
C₂H₄	3	3	13	1096	16	4	691	0.1	36	19
C₂H₂	0.1	1	0.7	10	5	12	0.7	0	5	1
C₃H₆	8	11	11	31	5	2	731	0	21	12
C₃H₈	41	0.7	65	551	0.5	1	46	0.3	7	1
CO	249	53	393	153	109	90	181	56	5006	34
CO₂	2140	5093	3744	1173	9048	804	1976	277	3371	485
O₂	5332	17253	3294	1739	12380	2161	18619	16019	1366	4032
N₂	44912	57086	54766	20073	45789	22761	59111	54233	40890	15913

Tableau 5.4 : Echantillons utilisés.

5.5.1 Application de la méthode de DUVAL a donné les résultats suivants

Cette méthode nous a conduit aux résultats donnés par le tableau 5.5.

N°	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
CH ₄ (%)	74.38	20	80.62	32.68	12.5	20	39.52	88.89	48.75	23.08
C ₂ H ₄ (%)	24.79	60	18.39	66.71	66.67	20	60.42	11.11	45	73.08
C ₂ H ₂ (%)	0.83	20	0.99	0.61	20.83	60	0.06	0.00	6.25	3.85
Surface équivalente	d	f	d	e	f	b	e	d	d	e
Défauts	Points chauds, T < 200 °C	Points chauds, T > 400 °C.	Points chauds, T < 200 °C	Points chauds, 200 < T < 400 °C	Points chauds, T > 400 °C.	Décharge de faible énergie	Points chauds, 200 < T < 400 °C	Points chauds, T < 200 °C	Points chauds, T < 200 °C	Points chauds, 200 < T < 400 °C

Tableau 5.5: Résultats obtenus par la méthode de CEI 60599

D'après les résultats obtenus par cette méthode, on peut tirer les remarques suivantes :

- ✓ La surface du triangle de DUVAL est divisée en six surfaces qui représentent les défauts. Cette méthode associe donc à tout échantillon d'huile un type de défauts, même s'il est en bon état. Et pour cela, il n'est pas intéressant d'utiliser cette méthode lorsque les concentrations des trois gaz sont faibles.
- ✓ Cette méthode n'enregistre pas des cas de non convergence comme les autres méthodes, en plus nous ne détectons pas de décharges partielles.

5.5.2 Application de la méthode de CEI 60599 a donné les résultats suivants

Cette méthode nous a permis d'obtenir les résultats présentés dans le tableau 5.7 avec les codes donnés dans le tableau 5.6.

Code	Diagnostic CEI
N	Normal
DP	Décharges partielles
D1	Décharge de faible énergie
D2	Décharge de forte énergie
T1	Défaut thermique ($T < 300^{\circ}\text{C}$)
T2	Défaut thermique ($300^{\circ} < T < 700^{\circ}\text{C}$)
T3	Défaut thermique ($T > 700^{\circ}\text{C}$)
NCM	Non convergence de la méthode

Tableau 5.6 : Table de correspondance des codes, méthode CEI 60599

N°	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$\text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4$	0.03	0.33	0.05	0.01	0.31	3	0.001	0	0.14	0.05
CH_4/H_2	0.08	0.33	1.58	1.92	0.3	0.14	3.32	0.2	0.98	1
$\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$	0.12	3.3	0.13	8	20	4	3.04	0.17	3	9.5
Type de défauts	DP	N	T1	NCM	NCM	D1	NCM	N	NCM	NCM

Tableau 5.7: Résultats obtenus par la méthode de CEI 60599

Cette méthode a donné cinq cas de non convergence, ce qui est dû aux intervalles de rapports de gaz. Plus ces intervalles sont larges, plus les cas de non convergences diminuent.

5.5.3 Application de la méthode de ROGERS a donné les résultats suivants

Dans le tableau 5.8 nous donnons les codes attribués aux diagnostics selon ROGERS et dans le tableau 5.9 les résultats obtenus.

Code	Diagnostic ROGERS
N	Normale
1	Décharge partielle
2	Thermique < 150°C
3	Thermique 150 - 200 °C
4	Thermique 200 - 300°C
5	Surchauffe générale des conducteurs
6	Courant de circulation des enroulements
7	Circulation de courant dans le noyau ou la cuve, ou mauvaise connexion électrique
8	Arc, faible énergie, contournement sans écoulement de courant de puissance
9	Arc, haute énergie, contournement avec écoulement de courant de puissance
10	Arc, faible énergie, étincelage à un potentiel flottant
11	Décharge partielle avec cheminement
NCM	Non convergence de la méthode

Tableau 5.8: table de correspondance des codes, méthode de ROGERS

N°	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
CH₄ / H₂	0.08	0.33	1.58	1.91	0.3	0.13	3.32	0.2	0.97	1
C₂H₂ /CH₄	0.01	1	0.01	0.01	1.66	3	0	0	0.12	0.16
C₂H₄ /C₂H₆	0.12	3.33	0.12	8	20	4	3.04	0.16	3	9.5
C₂H₂ /C₂H₄	0.03	0.33	0.05	0.01	0.31	3	0	0	0.13	0.05
Type de défaut	1	N	2	7	NCM	NCM	NCM	N	5	7

Tableau 5.9: Résultats obtenus par la méthode de ROGERS

Cette méthode a donné trois cas de non convergence. Ceci est justifié aussi par les intervalles de rapports de gaz. Cependant cette méthode semble plus précise, puisque, premièrement elle utilise quatre rapports de gaz, et deuxièmement, elle possède une longue table de défauts.

Discussion et Conclusion

Nous regroupons dans le tableau 5.10 les résultats obtenus à partir des trois méthodes pour en faire une comparaison.

N°	DUVAL	CEI 60599	ROGERS
1	Points chauds, T < 200 °C	Décharge partielle	Décharge partielle
2	Points chauds, T > 400 °C.	Normale	Normale
3	Points chauds, T < 200 °C	Défaut thermique (T<300°C)	Thermique < 150°C
4	Points chauds, 200 < T < 400 °C	NCM	Circulation de courant dans le noyau ou la cuve, ou mauvaise connexion électrique
5	Points chauds, T > 400 °C.	NCM	NCM
6	Décharge de faible énergie	Décharge de faible énergie	NCM
7	Points chauds, 200 < T < 400 °C	NCM	NCM
8	Points chauds, T < 200 °C	Normale	Normale
9	Points chauds, T < 200 °C	NCM	Surchauffe générale des conducteurs
10	Points chauds, 200 < T < 400 °C	NCM	Circulation de courant dans le noyau ou la cuve, ou mauvaise connexion électrique

Tableau 5.10 : Récapitulatif des résultats

Les résultats obtenus par la méthode CEI 60599 sont très proches de ceux obtenus par la méthode de ROGERS. Cette dernière a donné par contre moins de cas de non convergence.

Les défauts donnés par le triangle de DUVAL sont une décharge de faible énergie pour l'échantillon 6 et des points chauds avec des températures différentes pour les autres échantillons.

Il est judicieux de signaler qu'au niveau des trois méthodes appliquées, on peut améliorer le résultat, en agissant sur les intervalles de rapports de gaz, plus ces rapports sont larges, plus le cas de non convergence sera éliminé.

Références

- [5.1] Manuel d'utilisation de la SONELGAZ GRTE, "Afnor, association française de normalisation /PR NF EN 60567", Alger.
- [5.2] CEI 60599, "Matériels électriques imprégnés d'huile minérale en service-Guide pour l'interprétation de l'analyse des gaz dissous et des gaz libres", 2ème édition, 1999, Switzzeland.
- [5.3] Manuel d'utilisation de la SONELGAZ GRTE, "mode opératoire de prélèvement des huile des transformateurs de puissance GRTE", Alger.
- [5.4] Manuel d'utilisation de la SONELGAZ GRTE, "transformateur de puissance à l'huile minérale : recherche du dysfonctionnement- méthodologie de l'entretien-expertise, GRTE, Alger.
- [5.5] **S. Abdi, A. Boubakeur et A. Haddad**, "Influence of Thermal Ageing on dissolved Gases in Transformer Oil", article de recherche, laboratoire de recherché en Electrotechnique Ecole national polytechnique, Alger.
- [5.6] **S.Boudraa, L.Mokhnache**, "Neural networks application in transformers oil Diagnosis", laboratoire des matériaux électrique université de Batna et Laghouat, Algérie.

Conclusion Générale

Le stage pratique que nous avons effectué au sein du laboratoire du GRTE, du groupe SONELGAZ nous a permis de se rapprocher techniquement des transformateurs de puissance et de bien comprendre les types de défauts qu'il peuvent renfermer.

Pour assurer un meilleur fonctionnement des transformateurs de puissance, il faut bien choisir l'huile isolante utilisée. Cette dernière se détériore avec le temps, et sa détérioration peut induire à des accidents mortels ou à des catastrophes ayant un impact économique important. Et pour cela, elle nécessite un diagnostic.

Le diagnostic des huiles isolantes de transformateurs est primordial pour assurer la sécurité du personnel et le bon fonctionnement des transformateurs. Ce diagnostic ne peut être fait que par des personnes qualifiées. Les systèmes intelligents sont un très bon outil pour ce genre de problèmes et ils donnent de très bons résultats.

Notre travail est divisé en deux parties différentes ;

L'objectif de la première partie de ce travail a été la mise en œuvre de deux techniques d'optimisation, la première est l'optimisation par colonie de fourmis et la deuxième est celle des essais particuliers, cette dernière est plus récente que la première et actuellement, elles font toutes les deux l'objet de plusieurs travaux de recherche.

L'optimisation par les algorithmes des fourmis et celle des essais particuliers est un bon outil pour chercher la bonne décision. L'application des deux algorithmes nous a donné de bons résultats.

Ces deux méthodes permettent d'explorer de façon très efficace l'espace des solutions possibles d'un problème d'optimisation. En faisant l'état de l'art de ces méthodes, on a constaté que plusieurs variantes de ces algorithmes ont été proposées et appliquées pour la résolution de plusieurs problèmes d'optimisation.

Les algorithmes de colonies de fourmis et des essais particuliers ont eu un grand succès à travers plusieurs problèmes d'optimisation. Cependant, malgré leur succès, ces algorithmes n'ont pas été utilisés auparavant pour le diagnostic des huiles de transformateurs.

L'objectif de la deuxième partie de notre travail été la mise en œuvre de trois critères de diagnostic : DUVAL, CEI60599 et ROGERS en se basant sur les résultats d'analyse chromatographiques des gaz dissous dans l'huile, l'application de ces trois méthodes a donné des résultats acceptables.

Les résultats obtenus dans notre PFE encouragent la recherche d'autres techniques de diagnostic qui peuvent apporter de meilleurs résultats. Les techniques que nous avons adoptées doivent être améliorées et leurs performances doivent être déterminées.

Il serait également intéressant d'appliquer d'autres méthodes d'optimisation pour vérifier leurs résultats et de conclure sur la meilleure technique de diagnostic. Et il serait encore plus intéressant d'appliquer les deux algorithmes ACO et PSO sur d'autres problèmes dans le domaine de la haute tension pour pouvoir parler de leurs performances.

Annexe 1 : Résultats d'analyses chromatographiques des gaz dissous pour des échantillons d'huile pris dans quatre régions : Annaba, Hassi Messaoud, Sétif et Oran.

REGION ANNABA

Poste	DTE	Tension	H ₂	CH ₂	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂	C ₃ H ₂	C ₃ H ₈	CO	CO ₂	O ₂	N ₂
TEBESSA 220	599	90/30	9	7	27	4	0	15	39	188	2497	6890	43669
	577	90/30	17	18	40	6	0	32	77	381	3165	285	54281
	573	220/90	9	16	28	2	0	12	51	221	1201	1564	50455
	563	220/90	12	11	23	4	0	14	30	258	1605	4356	66663
TEBESSA VILLE	367	90/30	5	2	1	4	0.15	10	2	121	2150	19398	55595
	366	90/30	4	2	1	2	0.19	5	1	99	1718	21638	56949
	361	90/5.5	9	2	0.52	3	0	31	1	306	2043	13528	57812
AIN EL BEIDA	340	60/30	9	10	3	4	0.1	23	5	449	3077	2838	48079
OUM EL BOUAGHI	360	60/30	112	9	25	3	0.1	8	41	249	2140	5332	44912
EL KHROUB	337	220/60	18	6	1	2	2	6	2	479	3299	5165	47875
	161	220/60	49	8	13	2	0.2	4	13	174	3441	3992	46255
AIN SMARA	328	60/30	22	20	34	8	16	44	1	305	2583	3504	52130
	329	60/30	20	5	1	16	10	3	1	229	2699	8680	49102
MILA	445	60/30	11	3	1	5	5	3	1	120	3508	19114	57454
	444	60/30	10	3	6	18	24	5	4	113	2902	21576	55407
RAMDANE DJAMEL	741	400/120	3	10	0.87	0.6	0	0.72	0.78	1116	4601	3125	46316
	740	400/22	4	9	2	1	0	1	0.98	981	4911	8511	45091
	409	60/30	12	31	13	6	0	20	14	474	4274	2542	49518
SKIKDA VILLE	472	60/10	9	8	7	6	0	26	11	360	4680	13300	51719
	298	60/10	3	1	0.9	3	1	11	0.7	53	593	17253	57086
EL HADJAR	321	220/60	16	7	5	2	0	3	4	375	5224	7068	50551
	548	220/60	11	21	41	3	0	3	27	119	1000	944	16041
	571	60/30	22	4	3	5	0.18	29	6	332	3149	12995	51448
	572	60/30	18	21	14	4	0.7	18	35	427	2932	2709	56277
SEYBOUSE	350	60/30	15	4	3	4	0.23	5	3	145	3918	19237	53656
	351	60/30	10	4	2	0.85	0	3	3	166	3564	20360	52906
ANNABA PORT	647	60/10	36	57	101	13	0.7	11	65	393	3744	3294	54766
	648	60/10	39	18	35	44	0.5	3	2	390	3104	6437	32582
MEDJAZ ESSAFA	336	90/30	11	3	1	1	0.3	3	1	170	2541	19393	58115
	341	90/30	21	5	3	3	0	11	4	157	2075	15932	58259

REGION HASSI MESSAOUD

Poste	DTE	Tension	H ₂	CH ₂	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂	C ₃ H ₂	C ₃ H ₈	CO	CO ₂	O ₂	N ₂
Z.KOUNTA	663	220/10	21	246	237	193	0	193	114	172	3681	2153	41230
AIN SALAH	668	220/30	136	452	227	691	0.7	731	46	181	1976	18619	59111
	X	220/31.5	5	1	1	3	0	0	4	51	260	9175	20739
	X	220/31.5	2	0	0	0	0	0	0	14	147	16120	58836
KABERTENE	666	220/31.5	16	161	89	373	0	378	38	32	816	647	6266
ADRAR	659	220/60	22	295	183	340	0	281	72	81	1303	5473	42723
TILGHEMT	517	220/60	4	3	2	1	0	7	5	140	2302	18576	50334
	518	220/60	3	2	0.7	0.6	0	2	3	94	1687	19683	49512
OUARGLA	307	60/31.5	9	55	194	6	0	12	180	69	2554	829	42236
	X	60/30	9	1	0.3	0.2	0.1	0	1	54	340	20905	57942
GUERARA	X	60/31.5	4	0.8	0.6	0.1	0	0	0.3	56	277	16019	54233

REGION SETIF

Poste	DTE	Tension	H ₂	CH ₂	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂	C ₃ H ₂	C ₃ H ₈	CO	CO ₂	O ₂	N ₂
EL EULMA	X	60/30	0	0	0	0	0	0	0	11	89	1529	4942
	786	60/30	18	7	17	15	11	16	17	203	2860	14039	48500
	447	60/30	40	39	12	36	5	21	7	506	3371	1366	40890
BOUGAA	315	60/30	5	2	3	1	0	12	12	122	3943	16483	43881
	316	60/30	3	1	1	1	0	3	3	45	1378	21102	49593
MARCOUNA	352	60/30	6	1	0	0	0	4	0	30	328	5937	17635
ARRIS	631	60/30	6	6	2	19	1	12	1	34	485	4032	15913
SETIF VILLE	479	60/30	6	49	56	4	0	18	108	312	2214	1220	48571
	480	60/30	10	41	43	9	0	17	72	309	2064	1315	51261
EL HASSI	386	60/30	11	12	7	2	0	3	10	479	4379	2636	5503
	387	60/30	7	43	26	6	0	35	101	467	3672	2739	55039
STCH	603	60/10	10	4	10	3	0	4	8	98	1892	7226	48513
	471	60/10	23	11	5	10	18	14	5	401	4218	12475	57449
EAEK	822	60/30	5	2	1	0	0	0	1	75	990	10298	28333
	823	60/30	23	9	17	7	4	9	20	214	2652	11546	51280
JIJEL VILLE	776	60/10	21	4	5	1	1	4	4	172	1896	18116	56305
	777	60/10	14	4	2	1	1	1	2	164	2203	15069	42896
A.OULMENE	633	60/30	10	3	3	2	0	7	4	205	2286	16592	55845
	634	60/30	10	5	5	2	0	9	8	155	2108	15632	52355

REGION ORAN

Poste	DTE	Tension	H ₂	CH ₂	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂	C ₃ H ₂	C ₃ H ₈	CO	CO ₂	O ₂	N ₂
GHAZAOUET	760	60/30	10	7	4	2	0.1	9	12	253	4260	1047	63150
	608	60/30	7	14	18	3	0	13	19	261	5322	4066	52957
	212	220/11	9	9	9	7	4	11	6	186	1539	1114	21822
	211	220/11	3	12	3	5	14	3	3	87	706	988	10215
ARZEW	263	60/30	23	15	11	6	13	4	7	141	738	1260	41879
	264	60/30	7	3	2	0.8	0.1	3	2	87	1684	16567	55576
HASSSI AIMEUR	757	400/220	13	17	6	16	0	13	3	174	507	3342	14841
	758	400/220	15	40	18	38	0.1	32	4	196	478	3525	20664
	214	60/30	15	22	10	15	0.3	40	7	604	5272	2522	58730
	697	220/11	4	6	9	2	0	8	16	150	2427	20536	53327
	696	220/10	5	4	17	2	0	14	39	148	2103	21615	58625
	215	60/30	9	19	1	6	0	31	8	484	3017	1586	51862
RELIZANE	236	220/11	280	537	137	1096	10	31	551	153	1174	1739	20073
	236	220/11	21	39	0.11	77	0.75	38	2	20	173	791	4070
BOUHENNI	251	60/30	34	6	1	6	0.2	2	1	320	3045	10846	55709
	510	60/30	10	3	0.8	16	5	5	0.5	109	948	12380	45789
EL ABED	429	60/30	60	24	47	16	19	8	40	67	450	489	25
BENISAF	147	220/11	221	563	220	1287	5	756	56	107	576	434	14691
ZAHANA	619	220/11	7	48	19	5	0	18	19	646	3635	653	56169
	694	220/11	22	6	31	5	0	26	86	181	2133	14557	51578
	240	60/30	16	55	27	184	1	153	12	171	2501	15061	57907
	411	60/30	16	4	2	5	3	5	1	328	4711	13940	55155
ORAN SUD	649	60/10	9	14	15	43	5	61	8	145	2159	23845	66639
	105	60/30	72	9	29	102	16	45	22	191	2901	10516	58099
AIN SKHOUNA	281	60/30	56	13	9	7	23	4	7	108	698	525	16967
	203	60/30	29	4	1	4	12	2	1	90	804	2161	22761
MARSSA EL HADJADJ	228	220/11	6	4	1	1	0	7	3	256	2131	8939	51178
	229	220/11	7	4	2	2	0	13	5	291	2501	6969	54031
ORAN EST	612	60/30	10	5	7	3	0.1	13	15	254	4577	11585	59616
	613	60/30	7	4	10	2	0.2	11	27	176	3890	13530	60125
ESSNIA	832	60/30	24	6	10	13	18	5	6	183	1236	15520	59377
	831	60/30	32	5	8	6	12	3	5	156	1412	17530	59166
MASCARA	CM	60/30	61	105	375	39	0	102	377	213	2627	208	46890

Annexe 2 : Tables de prises de décisions utilisées par l'algorithme ACO.

Table de prise de décisions pour l'action Garder :

Echantillon n°	Indice de couleur	Viscosité	Acidité	Rigidité	Facteur de dissipation	Teneur en eau
1	0,5	9,84	0,01	62	0,06	6
2	0,5	11,28	0,01	58	0,007	17
3	1	8,137	0,02	59	0,02	11
4	1	10	0,046	56	0,015	30
5	1	10,87	0,02	59	0,02	11
6	1	11,69	0,02	58	0,025	8
7	1	12	0,04	60	0,04	33
8	1	12,54	0,046	56	0,015	31
9	1,5	8,65	0,01	67	0,006	6
10	1,5	9,77	0,01	67	0,063	7
11	1,5	10,09	0,01	60	0,025	12
12	2	10,58	0,02	68	0,016	8
13	2	10,59	0,01	66	0,016	9
14	2	10,98	0,04	51	0,017	8
15	2	11,07	0,02	55	0,038	9
16	2	11,69	0,01	54	0,07	12
17	2	11,01	0,02	68	0,016	8
18	2	11,41	0,02	59	0,019	10
19	2	12,3	0,072	52	0,02	32
20	2	12,3	0,072	58	0,02	33
21	2	12,5	0,02	56	0,02	32
22	2,5	10,13	0,02	60	0,032	12,5
23	2,5	10,45	0,04	58	0,019	11
24	2,5	10,67	0,06	51	0,064	14
25	2,5	11,09	0,44	69	0,03	7
26	2,5	11,65	0,01	60	0,02	13
27	2,5	11,69	0,05	55	0,036	25
28	2,5	11,8	0,04	58	0,03	17
29	3	9,84	0,04	63	0,042	9
30	3	9,87	0,03	57	0,024	9
31	3	10,21	0,02	52	0,047	12
32	3	10,67	0,03	70	0,047	10
33	3	10,76	0,04	60	0,042	29
34	3	10,98	0,06	54	0,047	12
35	3	11,01	0,02	63	0,018	9
36	3	11,59	0,08	55	0,049	28
37	3,5	9,98	0,03	59	0,038	14
38	3,5	11,89	0,04	53	0,053	23
39	4	9,33	0,03	68	0,042	19

40	4	9,33	0,08	63	0,083	12
41	4	9,98	0,05	59	0,036	14
42	4	10,67	0,05	69	0,049	19
43	4	10,87	0,05	61	0,031	13
44	4	11,79	0,04	69	0,032	11
45	5	10,23	0,04	64	0,04	10
46	5	11,79	0,05	70	0,016	11
47	6	9,52	0,08	55	0,043	21

Table de prise de décisions pour l'action Régénérer :

Echantillon n°	Indice de couleur	Viscosité	Acidité	Rigidité	Facteur de dissipation	Teneur en eau
1	1,9	11,75	0,03	27	0,024	41,9
2	2	12	0,092	48	0,022	37
3	3	11	0,106	50	0,025	35
4	3,5	10,98	0,09	68	0,042	16
5	3,5	10,49	0,13	60	0,061	17
6	3,5	10,94	0,1	61	0,053	14
7	3,5	9,67	0,09	52	0,054	10
8	3,5	11,87	0,09	57	0,045	19
9	3,5	10,02	0,09	57	0,045	19
10	3,5	10,14	0,1	56	0,073	15
11	3,5	11,52	0,06	59	0,105	22
12	4	11,22	0,09	59	0,065	23
13	4	11,36	0,13	65	0,078	19
14	4	11	0,4	30	0,5	40
15	4	12	0,3	30	0,6	41
16	4	10	0,3	30	0,6	42
17	5	10,12	0,14	11	0,005	74
18	5	11,19	0,22	54	0,067	17
19	5,5	9,8	0,16	50	0,086	18
20	6,5	12,024	0,04	22	0,01245	31,5

Table de prise de décisions pour l'action Filtrer :

Echantillon n°	Indice de couleur	Viscosité	Acidité	Rigidité	Facteur de dissipation	Teneur en eau
1	0,5	9,06	0,02	15	0,0026	36,6
2	0,7	8,96	0,02	22	0,015	59,5
3	1	11,62	0,01	43	0,034	18
4	1,5	10,12	0,02	46	0,052	19
5	1,5	10,98	0,02	46	0,052	19
6	2	10,21	0,03	48	0,035	8
7	2	10,35	0,02	48	0,033	21
8	2	10,86	0,09	24	0,019	42
9	2	11,45	0,11	50	0,025	35
10	2,5	11,13	0,13	46	0,061	29
11	3	10	0,08	47	0,02	35
12	3	10,15	0,04	30	0,042	29
13	3	11	0,1	42	0,1	37
14	3,5	10,81	0,06	45	0,032	24
15	4	10,23	0,06	32	0,063	26
16	4	10,98	0,08	48	0,056	25
17	4	11	0,09	42	0,082	37
18	4	11,51	0,03	66	0,049	20
19	4,5	11,23	0,14	54	0,028	29
20	4,5	11,43	0,08	10	0,066	43

Table de prise de décisions pour l'action Jeter :

Exemple n°	Indice de couleur	Viscosité	Acidité	Rigidité	Facteur de dissipation	Teneur en eau
1	4	10,53	0,21	53	0,106	27
2	4,5	10,68	0,17	51	0,097	18
3	4,5	11,55	0,13	28	0,078	46
4	5,4	10,64	0,4	38	0,1207	35,1

Annexe 3 : base de données utilisée par l'algorithme PSO.

Echantillon n°	Indice de couleur	Viscosité cinématique (Cts)	Indice d'acidité	Rigidité diélectrique	Facteur de dissipation	Teneur en eau	Décision
1	2	11,07	0,02	55	0,038	9	Garder
2	4	11,79	0,04	69	0,032	11	Garder
4	2,5	11,8	0,04	58	0,03	17	Garder
3	2,5	11,09	0,44	69	0,03	7	Garder
5	3,5	10,98	0,09	68	0,042	16	Régénérer
6	4	10,87	0,05	61	0,031	13	Garder
7	3,5	10,49	0,13	60	0,061	17	Régénérer
8	2	10,59	0,01	66	0,016	9	Garder
9	3,5	10,94	0,1	61	0,053	14	Régénérer
10	2,5	10,67	0,06	51	0,064	14	Garder
11	2	11,69	0,01	54	0,07	12	Garder
12	4	10,67	0,05	69	0,049	19	Garder
13	3,5	9,67	0,09	52	0,054	10	Régénérer
14	1	11,69	0,02	58	0,025	8	Garder
15	4	10,98	0,08	48	0,056	25	Filtrer
16	4,5	11,23	0,14	54	0,028	29	Filtrer
17	4	11,22	0,09	59	0,065	23	Régénérer
18	4,5	10,68	0,17	51	0,097	18	Jeter
20	2,5	10,45	0,04	58	0,019	11	Garder
21	4	9,98	0,05	59	0,036	14	Garder
22	3	9,87	0,03	57	0,024	9	Garder
19	2	10,86	0,09	24	0,019	42	Filtrer
23	1,5	10,09	0,01	60	0,025	12	Garder
24	2	10,21	0,03	48	0,035	8	Filtrer
25	2,5	10,13	0,02	60	0,032	12,5	Garder
26	5,5	9,8	0,16	50	0,086	18	Régénérer
27	3	11,59	0,08	55	0,049	28	Garder
28	3	10,21	0,02	52	0,047	12	Garder
29	3,5	11,89	0,04	53	0,053	23	Garder
30	2,5	11,13	0,13	46	0,061	29	Filtrer
31	2,5	11,65	0,01	60	0,02	13	Garder
32	3,5	9,98	0,03	59	0,038	14	Garder
33	3	10,76	0,04	60	0,042	29	Garder
34	3,5	11,87	0,09	57	0,045	19	Régénérer
35	2	11,01	0,02	68	0,016	8	Garder
36	1,5	10,12	0,02	46	0,052	19	Filtrer
37	1	10,87	0,02	59	0,02	11	Garder

38	3	10,15	0,04	30	0,042	29	Filtrer
39	3,5	10,02	0,09	57	0,045	19	Régénérer
40	2	10,58	0,02	68	0,016	8	Garder
41	1,5	10,98	0,02	46	0,052	19	Filtrer
42	1	8,137	0,02	59	0,02	11	Garder
43	4	0,33	0,03	68	0,042	19	Garder
44	1,5	9,77	0,01	67	0,063	7	Garder
46	1,5	8,65	0,01	67	0,006	6	Garder
47	3,5	10,14	0,1	56	0,073	15	Régénérer
48	4	10,23	0,06	32	0,063	26	Filtrer
49	3	11,01	0,02	63	0,018	9	Garder
50	2,5	11,69	0,05	55	0,036	25	Garder
45	5	10,12	0,14	11	0,005	74	Régénérer
51	5	11,79	0,05	70	0,016	11	Garder
53	1	11,62	0,01	43	0,034	18	Filtrer
52	4,5	11,55	0,13	28	0,078	46	Jeter
55	3,5	11,52	0,06	59	0,105	22	Régénérer
54	4,5	11,43	0,08	10	0,066	43	Filtrer
56	0,5	11,28	0,01	58	0,007	17	Garder
57	5	11,19	0,22	54	0,067	17	Régénérer
58	5	10,23	0,04	64	0,04	10	Garder
59	4	11,51	0,03	66	0,049	20	Filtrer
60	3	9,84	0,04	63	0,042	9	Garder
61	0,5	9,84	0,01	62	0,06	6	Garder
62	4	9,33	0,08	63	0,083	12	Garder
63	4	10,53	0,21	53	0,106	27	Jeter
64	3	10,67	0,03	70	0,047	10	Garder
65	6	9,52	0,08	55	0,043	21	Garder
66	2	10,35	0,02	48	0,033	21	Filtrer
67	2	11,41	0,02	59	0,019	10	Garder
68	2	10,98	0,04	51	0,017	8	Garder
69	3,5	10,81	0,06	45	0,032	24	Filtrer
70	3	10,98	0,06	54	0,047	12	Garder
71	4	11,36	0,13	65	0,078	19	Régénérer
72	4	11	0,4	30	0,5	40	Réformer
73	1	12	0,04	60	0,04	33	Garder
74	3	10	0,08	47	0,02	35	Filtrer
75	2	12,5	0,02	56	0,02	32	Garder
76	3	11	0,1	42	0,1	37	Filtrer
77	1	10	0,046	56	0,015	30	Garder
78	2	11,45	0,11	50	0,025	35	Filtrer
79	2	12,3	0,072	58	0,02	33	Garder

Annexes

80	2	12	0,092	48	0,022	37	Régénérer
81	4	12	0,3	30	0,6	41	Réformer
83	1,9	11,75	0,03	27	0,024	41,9	Régénérer
82	0,7	8,96	0,02	22	0,015	59,5	Filtrer
84	0,5	9,06	0,02	15	0,0026	36,6	Filtrer
85	5	11,32	0,078	0	0,1274	0	Régénérer
86	1,6	11,12	0,042	0	0,1144	0	Régénérer
87	6,5	12,024	0,04	22	0,01245	31,5	Réformer
88	1	12,54	0,046	56	0,015	31	Garder
89	3	11	0,106	50	0,025	35	Régénérer
90	2	12,3	0,072	52	0,02	32	Garder
91	4	11	0,09	42	0,082	37	Filtrer
92	4	10	0,3	30	0,6	42	Réformer
93	5,4	10,64	0,4	38	0,1207	35,1	Jeter

الملخص

يمكن لعطب في محول كهربائي أن يؤدي إلى وقف إنتاج، نقل و توزيع الكهرباء. تحليل و تشخيص الزيت العازلة تسمح بتوقع هذه المشكلة و تضمن استمرارية عمل كل وسائل الإنتاج.

يتمثل عملنا في إنشاء خوارزميتين للبحث عن الحل الأمثل : خوارزمية مستعمرات النمل و خوارزمية الأسراب الجزيئية لتشخيص زيت المحولات الكهربائية. تطبيق هاتين الخوارزميتين أثبت قدرتهما على التشخيص و أخذ القرارات.

بعد ذلك قمنا بتطبيق ثلاثة معايير لتفسير النتائج : ROGERS , CEI ,DUVAL باستعمال تراكيز الغازات المنحلة في الزيت، و نسبها المحصل عليها انطلاقا من التحاليل الكروماتوغرافية . هذه الطرق مكنتنا من معرفة أنواع الأعطاب التي يمكن للزيت أن تمتلكها.

كلمات مفتاحية : تشخيص زيت المحولات، البحث عن الحل الأمثل بواسطة مستعمرات النمل ، البحث عن الحل الأمثل بواسطة الأسراب الجزيئية ، تحليل الغازات المنحلة.

Résumé :

Le dysfonctionnement d'un transformateur de puissance peut induire un arrêt de la production, transport et distribution de l'électricité. L'analyse et le diagnostic de l'huile isolante permet de prévenir ce problème et d'assurer la continuité de fonctionnement de tous les éléments de production.

Notre travail consiste à développer deux algorithmes d'optimisation : l'algorithme de colonie de fourmis et l'algorithme des essaims particulaires pour le diagnostic de l'huile de transformateurs, l'application de ces deux algorithmes a montré leurs capacités de diagnostic et de prise de décisions.

Par la suite, nous avons appliqué trois critères d'interprétation : DUVAL, CEI et ROGERS en utilisant les concentrations des gaz dissous dans l'huile et leurs rapports obtenus à partir de l'analyse chromatographique. Ces techniques nous ont permis de voir les types de défauts qu'une huile peut renfermer.

Mots clés : Diagnostic de l'huile de transformateurs, Optimisation par colonie de fourmis, Optimisation par essaim particulaire, Analyse des gaz dissous.

Abstract:

The malfunction of a power transformer can induce a stopping of the production, transport and distribution of electricity. The analysis and the diagnosis of insulating oil can prevent this problem and ensure the continuity of operating of all the production elements.

Our work consists in developing two algorithms of optimization: ant colony algorithm and particle swarm algorithm for the diagnosis of oil transformer, the application of these two algorithms showed their capacities of diagnosis and decision-making.

Thereafter, we applied three criteria of interpretation: DUVAL, CEI and ROGERS by using the dissolved gases in oil concentrations and their ratios obtained by the chromatographic analysis. These techniques have permitted us to see the fault types which an oil can contain.

Keywords: Oil transformer diagnosis, Ant colony optimization, Particle swarm optimization, Dissolved gas analysis.