

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



المدرسة الوطنية المتعددة التخصصات
Ecole Nationale Polytechnique

Ecole Nationale Polytechnique

DEPARTEMENT ELECTROTECHNIQUE

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

THEME

***Application des métaheuristiques de l'intelligence en
essaim au diagnostic de l'huile de transformateurs.***

Présenté par

BOUKTIT Mhana & SMARA Anis

Proposé et dirigé par :

Pr. Ahmed BOUBAKEUR.

Juin 2012.

Ecole Nationale Polytechnique, 10 Av. Hassan Badi, El Harrach, Alger, Algérie

Remerciements

Nous rendons grâce à Dieu de nous avoir donné le courage et la patience pour mener ce travail à terme.

MERCI !

C'est un petit mot tout simple, Mais qui pèse lourd

Si nos lèvres l'expriment avec douceur, c'est qu'il prend naissance au fond de nos cœurs

C'est un signe de reconnaissance, qui ne connaît pas l'indifférence !

Merci !

Un petit mot qui fait du bien quand on le prononce, Un petit mot gracieux qui calme et réjouit

Merci ! Merci !

Merci de nous avoir permis de vous dire Merci !

Nous tenons à exprimer notre gratitude à notre promoteur Monsieur Ahmed BOUBAKEUR, Professeur à l'Ecole Nationale Polytechnique, de nous avoir confié ce sujet, pour son encadrement, sa confiance et ses conseils précieux qu'il nous a toujours apportés. Nous le remercions d'avoir mis à notre disposition tous les moyens nécessaires pour mener à bien ce modeste travail. Qu'il trouve ici l'expression de notre sincère reconnaissance et notre profond respect.

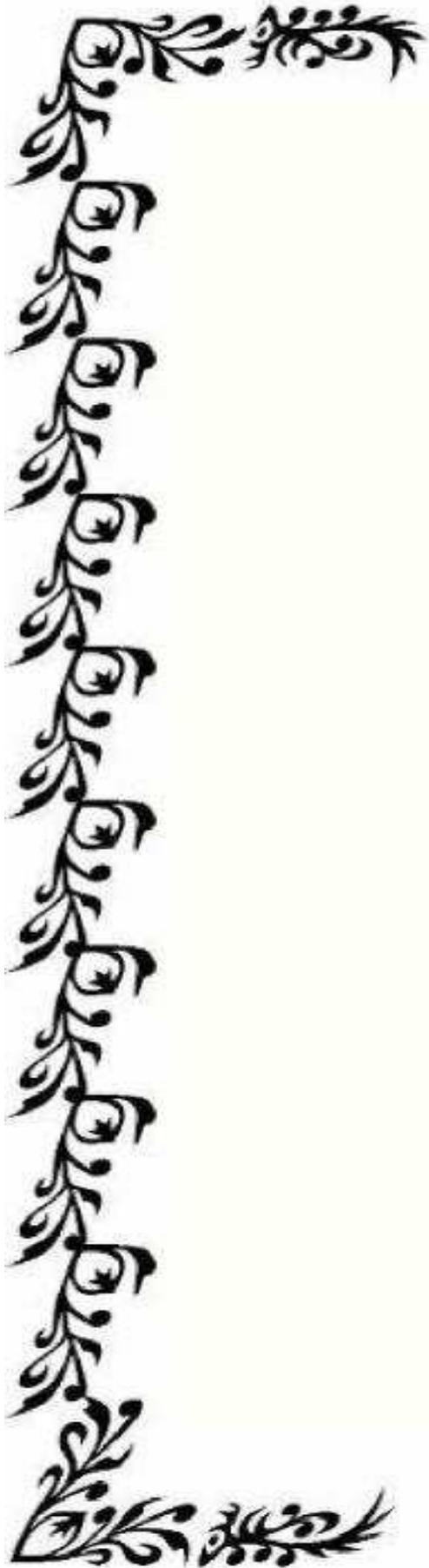
Nous adressons nos vifs remerciements à toute l'équipe de la Haute Tension de l'Ecole Nationale Polytechnique, d'avoir toujours été sympa et généreuse avec nous.

Nous tenons à remercier Mr BENZERROUG, Ingénieur au Laboratoire "Essais et Contrôle" de la GRTE- SONELGAZ d'El Hamma, pour sa patience, sa générosité et la mise à notre disposition de tous les moyens pratiques afin d'approfondir nos connaissances dans le domaine du diagnostic de l'huile.

Nous témoignons nos sincères remerciements et notre respect aux membres de jury d'avoir examiné notre projet de fin d'études.

Nous tenons aussi à remercier les enseignants de l'Ecole Nationale Polytechnique qui ont contribué de près ou de loin à notre formation d'ingénieur, et pour les connaissances qu'ils nous ont transmises tout au long de nos études.

Notre plus grande Gratitude s'adresse à nos parents, pour tous leurs sacrifices... Les mots sont certes, insuffisants, mais vous comprenez que tout un océan de Belles Lettres ne saurait suffire pour leur dire MERCI.



Dédicace

A mes très chers Parents, que ALLAH les protège et les garde éternellement sous Sa Bénédiction.

A mon frère et mes sœurs ; Aïssa, Saloua et Saïda, pour leurs soutiens et encouragements. Qu'ils soient toujours unis et heureux.

A tous mes proches.

A tous mes amis d'Akbou, surtout Mourad, Messahid et Boulou.

A tous mes amis de la promo ENP 2012 et à Billy et Omar.

A Ryad.

A tous mes amis de Polytech de tous les départements et de tous les niveaux que j'aime énormément.

A tous,

Je dédie cet humble travail.

M'hana.



Dédicace

A mon père, à ma mère, a mes sœurs, à mes amis

Je ne serai jamais arrivé là où je suis sans vous

Merci pour tout.

Anis

*Si nous prenons la nature pour guide, nous
ne nous égarerons jamais.*

Cicéron.

Table des matières

Introduction Générale.....	1
Références bibliographiques.....	3
Chapitre 1 : Généralités sur les huiles diélectriques pour les transformateurs de puissance	
1.1 Introduction.....	4
1.2. Technologie des transformateurs de puissance.....	4
1.3. Rôles des huiles isolantes dans les transformateurs.....	6
1.3.1. Fonction diélectrique.....	6
1.3.2. Fonction caloporteuse.....	7
1.3.3. Autres fonctions.....	7
1.4. Catégories des huiles diélectriques	8
1.4.1. Huiles minérales isolantes.....	9
1.4.1.1. Origine et composition.....	9
1.4.1.2. Les différentes tendances de l'huile minérale isolante.....	9
1.4.2. Huiles végétales.....	11
1.4.3. Huiles synthétiques.....	12
1.5. Choix d'un liquide pour une application.....	12
1.6. Caractéristiques ou propriétés des huiles diélectriques.....	13
1.6.1. Les propriétés électriques.....	14
1.6.1.1. Rigidité diélectrique.....	14
1.6.1.2. La permittivité diélectrique ou constante diélectrique.....	14
1.6.1.3. La conductivité.....	15

1.6.1.4. Le facteur de dissipation diélectrique ($\text{tg } \delta$).....	15
1.6.2. Les propriétés physiques.....	16
1.6.2.1. La viscosité.....	16
1.6.2.2. Le point d'écoulement.....	17
1.6.2.3. Point d'éclair et point de feu.....	17
1.6.2.4. Capacité thermique.....	18
1.6.2.5. Conductivité thermique.....	18
1.6.2.6. Aspect et indice couleur.....	18
1.6.3. Les propriétés chimiques.....	19
1.6.3.1. L'acidité totale.....	19
1.6.3.2. Oxydation des huiles minérales isolantes.....	19
1.6.3.3. La teneur en soufre.....	20
1.6.3.4. La teneur en eau.....	20
1.7. Tests physico-chimiques des huiles minérales.....	21
1.7.1. Procédure d'échantillonnage.....	21
1.7.2. Techniques d'essais et de mesure.....	21
1.7.2.1. Détermination de la tension de claquage (rigidité diélectrique)....	22
1.7.2.2. Détermination de la teneur en eau.....	22
1.7.2.3. Détermination de $\tan \delta$, de la résistivité et de la permittivité.....	23
1.8. Altération des huiles en service.....	25
1.8.1. Facteurs favorisant l'altération de l'huile minérale isolante.....	25
1.9. Diagnostic et maintenance de l'huile minérale:.....	25
1.10. Traitement et régénération des huiles minérales isolantes.....	27
1.10.1. Traitement.....	27
1.10.2. Régénération.....	28
Conclusion.....	29
Références bibliographiques.....	29

Chapitre 2 : L'optimisation par l'intelligence en essaim. Etat de l'art

Introduction.....	32
2.1. Le domaine de l'intelligence en essaim.....	33
2.1.2. Comportement biologique collectif.....	33
2.1.3. La stigmergie.....	35
2.1.4. Les processus d'auto-organisation chez les insectes sociaux.....	36
2.1.5. Les essaims pour l'optimisation.....	36
2.1.6. Les insectes vus comme agents artificiels.....	36
2.2. Problèmes d'optimisation.....	38
2.2.1. Problèmes "d'optimisation difficile".....	39
2.2.2. Structure de voisinage et minimum local.....	39
2.2.3. Les différentes méthodes d'optimisation.....	40
2.2.3.1. Méthodes déterministes.....	40
2.2.3.2. Heuristiques et métaheuristiques.....	41
2.2.4. Métaheuristiques à inspiration biologique.....	42
2.3. L'optimisation par les algorithmes de colonies de fourmis.....	43
2.3.1. Définition	43
2.3.2. Origine.....	44
2.3.3. Les fourmis réelles.....	45
2.3.3.1. L'intelligence collective des fourmis.....	45
2.3.3.2. Capacités individuelle.....	47
2.3.3.3. Expériences entomologiques.....	47
2.3.4. Les fourmis artificielles.....	49

2.3.5. De l'inspiration au modèle mathématique.....	51
2.3.6. Principales variantes.....	54
2.3.6.1. Algorithme « Ant System (AS) » pour le TSP.....	54
2.3.6.2 Ant System et élitisme.....	57
2.3.6.3. Max-Min Ant System : MMAS.....	57
2.3.7. Considérations générales sur le choix des paramètres.....	58
2.3.8. Dilemme Intensification/diversification.....	58
2.3.9. Application.....	59
2.3.10. Perspectives.....	59
2.4. Algorithmes d'optimisation par colonies d'abeilles.....	60
2.4.1. Inspiration biologique.....	60
2.4.1.1. Le processus de recherche de nourriture dans la nature.....	60
2.4.1.2. La danse des abeilles comme outil de communication.....	62
2.4.2. Le cadre formel de l'optimisation par colonies d'abeilles artificielles.....	63
2.4.2.1. Le modèle BCO (Bee Colony Optimisation).....	63
2.4.2.2. Description de l'algorithme BCO.....	64
2.4.2.3. Décision de fidélité.....	67
2.4.2.4. Le processus de recrutement.....	68
2.4.2.5. Application de l'optimisation par colonies d'abeilles.....	69
Conclusion.....	70
Références bibliographiques.....	71

Chapitre 3 : Application de l'algorithme ACO au diagnostic de l'huile de transformateurs.

Introduction.....	74
3.1. Formulation du problème de diagnostic par l'ACO.....	74
3.2. Les caractéristiques de l'algorithme.....	78

3.2.1. Le nombre de pas effectués.....	78
3.2.2. La fonction de comparaison ou fonction objectif.....	79
3.2.3. La loi de déplacement des fourmis.....	79
3.2.4. L'heuristique.....	79
3.2.5. La phéromone.....	80
3.2.6. L'évaporation de la phéromone.....	81
3.3. Résultats de l'ACO sur un ensemble d'échantillons.....	81
3.4. Discussion.....	85
3.5. L'Algorithme RWS « the roulette wheel selection ».....	85
3.6. Résultats de L'ACO améliorés par RWS.....	88
3.7. Interprétation et amélioration.....	90
Conclusion.....	95
Références.....	95

**Chapitre 4 : Application de l'algorithme BCO au diagnostic de
l'huile de transformateurs**

4.1. Description de l'algorithme.....	96
4.2. Formulation du problème de diagnostic par BCO.....	97
4.3. La stratégie de recherche de l'algorithme.....	100
4.4. Les paramètres de l'algorithme.....	101
4.5. Les résultats de diagnostic.....	103
4.6. Comparaison avec l'ACO.....	104
Conclusion.....	105
Références.....	105

Chapitre 5 : Diagnostic par l'algorithme hybride

5.1. La combinaison des algorithmes ACO et BCO.....	106
5.1.1. L'espace de solutions complètes.....	106

5.1.2. L'espace de solutions partielles.....	106
5.2. L'algorithme hybride ACO/BCO.....	106
5.2.1. Description de la stratégie de l'algorithme.....	106
5.2.2. Pseudo-code de l'algorithme.....	107
5.3. Paramètres de l'algorithme hybride.....	109
5.3.1. Le choix des échantillons à visiter.....	109
5.3.2. L'influence de alfa et bêta.....	109
5.3.3. La probabilité qu'un agent hybride garde sa solution.....	109
5.4. Résultats.....	110
5.5. La notion de la solution exacte.....	112
5.6. L'ajustement des paramètres de l'ACO et du système hybride.....	113
5.7. Comparaison.....	115
Conclusion.....	116
Références.....	116
Conclusion Générale.....	117
Annexes.....	118

INTRODUCTION GENERALE

La demande croissante en électricité impose aux entreprises de production, de transport et de distribution de l'énergie électrique un service permanent, surtout en ce qui concerne les infrastructures stratégiques comme les postes. Une interruption de l'alimentation peut leur causer des dégâts irrémédiables. Les interruptions électriques sont généralement causées par la détérioration des équipements électriques, en particulier les transformateurs. [1]

Les transformateurs électriques jouent un rôle majeur dans la distribution et la transmission de l'électricité. Ils subissent régulièrement des défaillances techniques et peuvent exploser. Quand de telles avaries se produisent, la vie des personnes est mise en danger et les conséquences financières pour les sociétés d'électricité sont considérables. Ces accidents sont favorisés par l'accroissement régulier de la consommation. [1]

En effet, durant ces dernières années, la production de l'énergie électrique augmente considérablement dans le monde. En février 2012, la consommation de l'électricité en Algérie a atteint un record historique en hiver de 8712 MW, conséquence du grand froid qui s'est étendu sur le pays depuis le début du mois de février. [2]

Cette évolution représente pour les anciens transformateurs de puissance une surcharge, d'autant plus que l'âge de la plupart dépasse les 20 ans [3]. Ceci provoque leur dégradation. Les pertes engendrées par les avaries des transformateurs mettent l'accent sur la nécessité de trouver des méthodes préventives permettant de les réduire sans causer l'arrêt inutile des installations. Ces méthodes doivent être assez efficaces pour permettre d'agir avant que l'accident ne survienne.

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. 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. [3]

Pour assurer ses rôles, l'huile diélectrique doit être conforme aux recommandations des normes. Des diagnostics fiables de l'huile s'imposent. L'application de tels diagnostics exige beaucoup d'expérience. Pour permettre à des ingénieurs inexpérimentés de s'approcher de la qualité de diagnostic des experts, de nombreuses études ont été entreprises pour développer des systèmes intelligents d'aide à la décision. Le recours à de tels systèmes peut présenter des avantages, notamment le temps de réponse. [4]

L'optimisation par des métaheuristiques inspirées de l'intelligence en essaim constitue une technique prometteuse dans le domaine du diagnostic et de la surveillance des systèmes

industriels [5]. Leur usage récemment entrepris a procuré des résultats acceptables et leur réussite largement constatée dans d'autres domaines, notamment le biomédical et les télécommunications [5], nous a incité à les appliquer au problème de diagnostic de l'huile de transformateurs de puissance. La combinaison de quelques techniques permet de réunir leurs avantages et de pallier leurs inconvénients, on parle alors des algorithmes hybrides.

Le travail, réalisé dans le cadre de ce projet de fin d'études, consiste à l'application de deux algorithmes issus de l'intelligence en essaim, ACO et BCO (Ant Colony Optimisation et Bee Colony Optimisation) au problème d'optimisation que constitue le diagnostic de l'huile de transformateurs. Une comparaison, à travers l'étude des paramètres de ces algorithmes, permet d'élucider les avantages et les inconvénients de chaque technique. Nous proposons alors, une structure hybride permettant d'offrir un meilleur diagnostic. [6]

Ce mémoire est réparti en cinq chapitres :

Le premier chapitre expose des généralités sur les huiles diélectriques pour transformateurs de puissance. L'huile minérale isolante comme la BORAK 22 utilisée par la SONELGAZ est mise en exergue. On présente aussi des notions fondamentales de maintenance et de diagnostic de telles huiles, surtout les méthodes de détermination de leurs propriétés physico-chimique selon les normes CEI recommandées. [4]

Le second chapitre est consacré à une présentation du domaine de l'intelligence en essaim et les grands principes du comportement collectif ainsi que de brèves notions sur les problèmes d'optimisation dits difficiles. Les concepts de l'optimisation par colonie de fourmis et par colonie d'abeilles seront développés en partant de l'inspiration biologique au modèle mathématique.

Le troisième chapitre et le quatrième chapitre consistent à une application de l'algorithme de colonie de fourmis ACO et de l'algorithme d'optimisation par colonie d'abeilles BCO au diagnostic de l'huile de transformateur ; l'adaptation et les résultats de programmation y seront décrits.

Dans le cinquième chapitre, nous proposons une méthode hybride des deux approches précédentes tout en analysant ses performances et effectuant une étude comparative des différents algorithmes adoptés au diagnostic, qui résume l'influence des paramètres algorithmiques sur ces systèmes.

Nous concluons ce mémoire par un récapitulatif des techniques étudiées, une évaluation des résultats obtenus ainsi que les perspectives envisagées.

Références bibliographiques:

- [1] **N. Rolland, P. Magnier**, " Explosions et Incendies de Transformateurs", Méthode d'Evaluation des Coûts, Paris, France, 2002, pp. 7-15.
- [2] **M. Ait-Mekideche**, "Record historique de la consommation électrique en hiver", Bulletin des Energies Renouvelables N° 22, Publication du CDER, Algérie, 2012, pp.30-31.
- [3] **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, pp. 1.5
- [4] **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, pp. 45-50.
- [5] **E. BONABEAU, G. THÉRAULAZ**, "L'intelligence en essaim", Pour La Science, N° 271, Paris, France, Mai 2000, pp. 66-70.
- [6] **L.P. Wong, M.Y. Low, C.S. Chong**, "Bee Colony Optimization with Local Search for Traveling Salesman Problem", Singapore Institute of Manufacturing Technology, Singapore, 2010, pp 1-7.

Chapitre 1

Généralités sur les huiles diélectriques pour les transformateurs de puissance

1.1 Introduction :

Les huiles isolantes sont utilisées en électrotechnique comme imprégnant d'isolations solides ou comme produits de remplissage de matériels électriques très divers: transformateurs (de puissance, de distribution, de traction, de four, de mesure...), réactances, condensateurs, câbles, traversées, disjoncteurs, changeurs de prise...etc.

Leur rôle principal est d'éliminer l'air et les autres gaz de façon à améliorer la tenue diélectrique de l'isolation solide, sachant que la rigidité diélectrique des liquides est nettement supérieure à celle des gaz. [1.1]

Dans beaucoup d'applications, ils servent à la fois à assurer l'isolation électrique et l'évacuation de la chaleur d'un assemblage, comme dans le cas des transformateurs. [1.2]

Cependant, l'utilisation de liquides peut présenter des dangers, liés à leur toxicité ou à celle de leurs produits de dégradation, vis-à-vis des personnes (particulièrement en cas de feu) et vis-à-vis de l'environnement (en cas de fuite).

90 à 95 % du marché des liquides isolants est couvert par les huiles minérales (marché mondial 1 000 000 t/an). Cette prépondérance s'explique par le faible coût de ces produits, obtenus directement à partir des bruts pétroliers. [1.2]

L'objet de ce chapitre est de faire un exposé sommaire énumérant les huiles diélectriques utilisées dans le domaine de la haute tension, et celles destinées aux transformateurs de puissance en particulier.

Comme les huiles minérales sont les plus utilisées dans ce domaine, nous présenterons d'une façon exhaustive leurs rôles, leurs propriétés et les méthodes expérimentales pour leur détermination, leur importances pour le diagnostic et la maintenance des transformateurs, les traitements possibles et la régénération dont elles peuvent être l'objet.

1.2. Technologie des transformateurs de puissance :

De nos jours, les transformateurs de puissance sont majoritairement de type immergés, c'est-à-dire remplis d'huile, afin :

- ✓ d'assurer une isolation électrique efficace, par imprégnation avec des isolants cellulosiques (bois, papier Kraft, carton) qui sont en fait des polymères naturels, ou bien des polymères synthétiques (nomex) ;
- ✓ de réaliser une bonne évacuation de la chaleur générée par le circuit magnétique (CM) et les bobinages. Des propriétés électriques et physico-chimiques satisfaisantes, une bonne compatibilité avec les isolants et un faible coût, font de l'huile minérale (issue des hydrocarbures) le liquide isolant préférable utilisé dans les transformateurs de puissance. Elle est essentiellement employée en combinaison avec les isolants cellulosiques qui sont aussi très bon marché.

Les transformateurs de puissance s'étendent de manière générale sur une gamme allant de 5MVA et 20kV à 1000MVA et 800kV. On peut les trouver en types colonne ou galette mais aussi respirant ou hermétiques. [1.3]

.Colonne ou galette ?

Il existe deux types de transformateurs de puissance. Les transformateurs de types galette et les transformateurs de types colonne (figure 1.1).

Les transformateur de type galette sont constitués d'enroulements en forme galette rectangulaires, séparés par écrans isolants en fibre de cellulose. Autour de ces bobines à axe horizontale est placé le circuit magnétique, formé d'un empilage de tôle. Avec cette technique l'huile circule moins bien et son mouvement doit être forcé. [1.3]

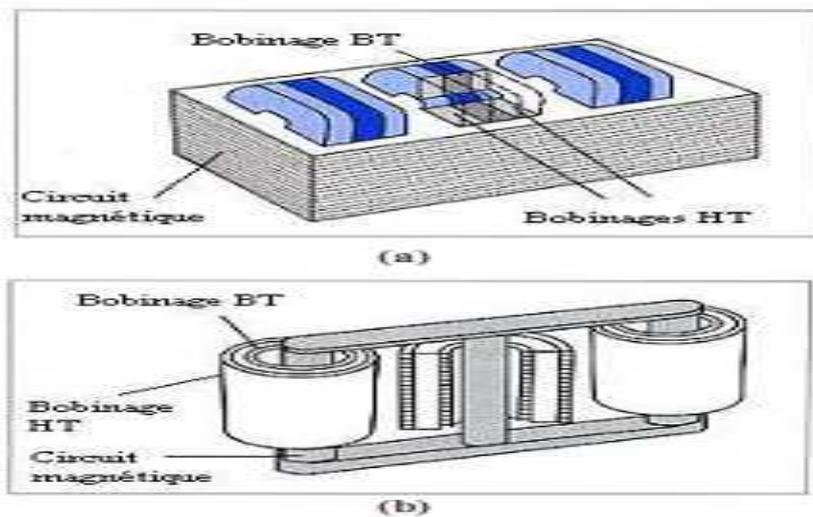


Figure 1.1 : Types de transformateurs de puissance ; (a) galette, (b) colonne.

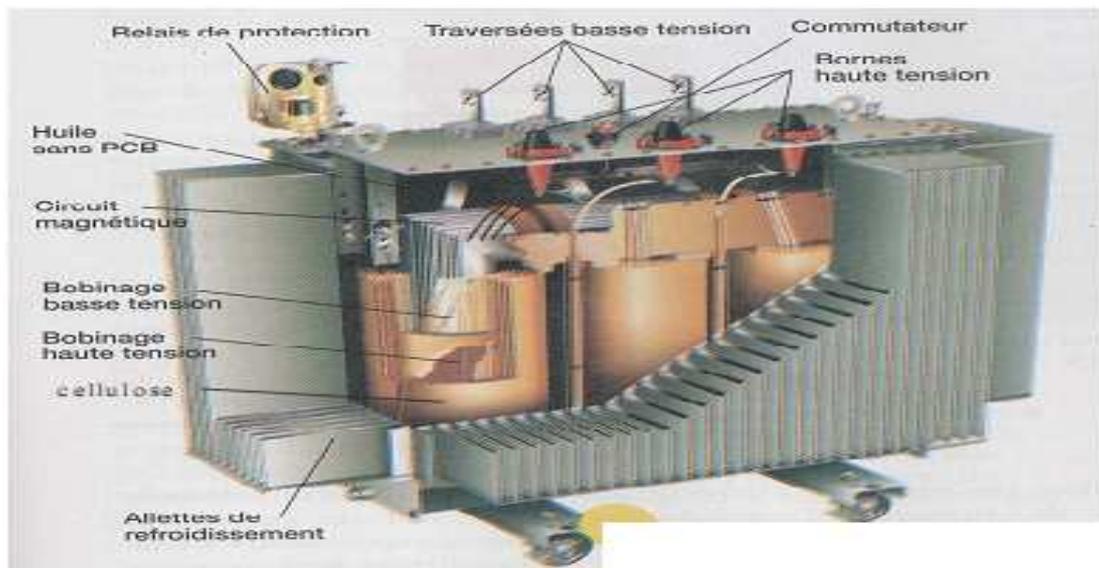


Figure 1.2 : Vue intérieur d'un transformateur, type colonne. [1.3]

1.3. Rôles des huiles isolantes dans les transformateurs :

Les huiles isolantes sont utilisées en électrotechnique comme imprégnant d'isolations cellulosiques ou comme produit de remplissage de matériels très divers.

Leur rôle principal est d'éliminer l'air et les autres gaz de façon à améliorer la tenue diélectrique de l'isolant solide. Cependant, dans beaucoup d'application, elles servent à assurer l'isolation électrique et l'évacuation de la chaleur d'un assemblage, comme dans le cas des transformateurs. [1.4]

Les transformateurs remplis d'huile (« immergés ») ont été développés depuis plus d'un siècle. Cette technologie est toujours très utilisée, dans les transformateurs de puissance.

Contrairement aux transformateurs de distribution, qui peuvent aussi être « secs ». Différentes raisons expliquent cette préférence :

- Par rapport aux solides, les liquides refroidissent et isolent à la fois le transformateur.

Ainsi, les transformateurs immergés sont plus compacts que les transformateurs secs de même puissance.

- Les solides permettent d'obtenir des performances diélectriques équivalentes aux liquides, mais à des coûts beaucoup plus élevés.
- Les isolants solides utilisés seuls, présentent des risques énormes aux décharges partielles (inclusion gazeuses) pour les niveaux de tension des transformateurs de puissance.
- Les analyses d'huile (teneur en eau, analyse de gaz...etc.) permettent de diagnostiquer l'état du transformateur, à moindre cout.
- Les transformateur immergés sont moins bruyants que les secs et provoquent ainsi moins de nuisance sonore. [1.5]

1.3.1. Fonction diélectrique :

Dans la partie active d'un transformateur, l'isolation entre les éléments portés à des potentiels électriques différents est assurée :

- Soit par le diélectrique liquide seul, lorsqu'il s'agit d'une isolation entre deux pièces métalliques nues (plots de commutateur par exemple).
- Soit par une couche solide (papier ou carton) imprégnée de diélectrique liquide : c'est le cas par exemple de l'isolation entre deux conducteurs voisins d'un même enroulement
- Soit par une isolation mixte : combinaison de films de diélectrique liquide et de barrières d'isolation solide : c'est le cas d'une isolation entre deux enroulements concentriques de tensions différentes.

Les principales propriétés qui permettent de juger de l'aptitude d'une huile à remplir sa fonction de diélectrique sont la rigidité diélectrique, le facteur de dissipation ou facteur de perte ($\tan \delta$), la permittivité et la résistivité. Ces quatre caractéristiques, qui dépendent de la température et de la fréquence pour une tension donnée, sont essentielles pour le dimensionnement d'un transformateur. [1.5]

1.3.2. Fonction caloporteuse:

Bien que son rendement soit exceptionnellement élevé (99 à 99.9%), un transformateur ne peut échapper à la perte d'énergie qui accompagne toute conversion. L'énergie perdue se dissipe sous forme de chaleur nécessitant ainsi le refroidissement de l'appareil. En raison des pertes, la température de chacun des éléments s'élève jusqu'à établissement d'un équilibre entre les vitesses de production et d'évacuation de chaleur. [1.6]

La chaleur à évacuer est véhiculée par circulation naturelle ou forcée de l'huile, vers les radiateurs extérieurs (figure 1.3). Un dispositif de refroidissement bien dimensionné permet d'éviter la formation de points chauds grâce à une circulation importante et bien régulée. [1.6]

Le refroidissement se fait par convection et par conduction thermique [1.10], et les principales caractéristique qui permettent de juger de l'aptitude d'une huile à évacuer la chaleur sont la viscosité, la conductivité thermique et la chaleur spécifique.

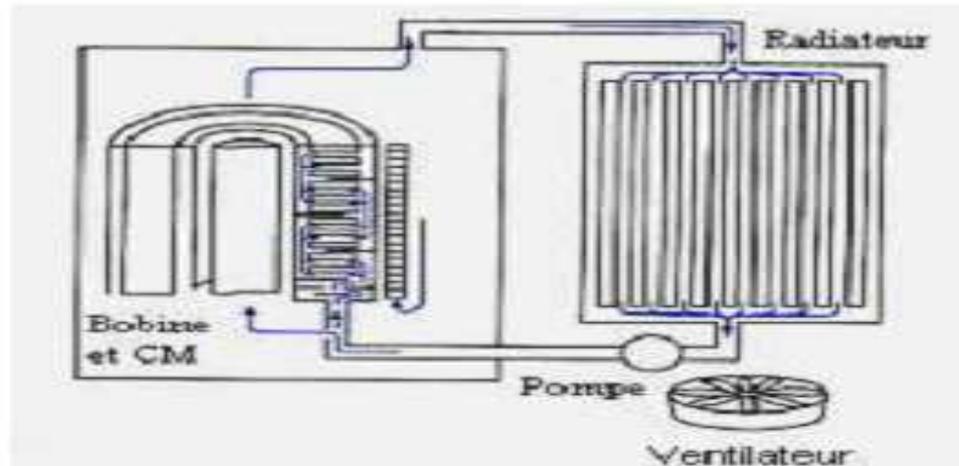


Figure 1.3 : Schématisation de l'évacuation de chaleur dans un transformateur de puissance. [1.7]

1.3.3. Autres fonctions:

Les huiles peuvent être aussi utilisées pour leur pouvoir extincteur d'arc électrique (dans les chambres de coupure des commutateurs en charge et de certains disjoncteurs). Pour améliorer la résistance au feu, comme c'est le cas dans les transformateurs de distribution

proche de la population. Enfin, il faut ne pas oublier la fonction d'isolation du matériel solide au sens strict du terme, qui est celui de ralentir l'oxydation directe de l'isolation cellulosique. [1.8]

1.4. Catégories des huiles diélectriques :

D'une manière globale, et d'après une classification selon l'origine, il existe trois catégories de liquides isolants :

- Les **huiles minérales** sont des produits « naturels » obtenus directement par raffinage de bruts pétroliers.
- Les **huiles végétales** sont également des produits « naturels ». Leur composition est plus simple (quelques dizaines de produits).
- Les **liquides de synthèse** ont, au contraire, une composition simple, bien définie. Leurs propriétés sont donc constantes. [1.9]

	Catégorie	Type
(i)	Huiles végétales	Huile de ricin
(ii)	Huiles minérales	Naphténiques
		Paraffiniques
		À masse moléculaire élevée
(iii)	Hydrocarbures de synthèse linéaires insaturés	Polybutènes
	Hydrocarbures aromatiques de synthèse	Alkylbenzènes
		Alkylnaphtalènes
		Alkylbiphényles
	Hydrocarbures linéaires chlorés	Perchloréthylène
	Hydrocarbures aromatiques chlorés	Trichlorobenzènes
		Polychlorobiphényles (PCB)
		Polychlorophénylalcane
	Hydrocarbures linéaires chlorofluorés	Trichlorotrifluoroéthane
	Hydrocarbures aromatiques éthyléniques	Alkyldiaryléthylène
		Néocaprato de benzyle
	Esters organiques	Diocylphthalate
		Esters phosphates
Esters du pentaérythrol		
Éther-oxydes	Ditolyléther	
Silicones liquides	Polydiméthylsiloxanes (PDMS)	
	Polyméthylphénylsiloxanes	

Tableau 1.1 : Différentes catégories de liquides isolants [1.9]

1.4.1. Huiles minérales isolantes :

90 à 95 % du marché des liquides isolants est couvert par les **huiles minérales** (marché mondial 1 000 000 t/an). Cette prépondérance s'explique par le faible coût de ces produits, obtenus directement à partir des bruts pétroliers. [1.9]

1.4.1.1. Origine et composition :

Pour obtenir des huiles minérales de qualité diélectrique, les bruts pétroliers doivent être raffinés suivant un procédé qui inclut habituellement une distillation, suivie d'une opération de déparaffinage, d'une extraction par solvant et d'une hydrogénation catalytique.[1.9]

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: [1.10]

- ❖ 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. [1.11]

Type d'hydrocarbure	Type de brut pétrolier		
	Paraffinique	Mixte	Naphténique
Paraffinique	60	40	20
Naphténique	25	40	65
Aromatique	15	20	15

Tableau 1.2 : Composition typique des bruts pétroliers en %. [1.11]

1.4.1.2. Les différentes tendances de l'huile minérale isolante :

La composition d'une huile minérale est généralement définie par sa teneur en carbone paraffinique (Cp), en carbone naphténique (Cn) et en carbone aromatique (Ca) (figure 1.4). Cp et Cn ont une influence prépondérante sur la densité, la viscosité et le comportement à basse température (point d'écoulement, point de trouble). La présence d'aromatiques améliore la résistance à l'oxydation (plus faible formation de boues).

Suivant le brut d'origine, on différencie les huiles naphthéniques des huiles paraffiniques (tableau 1.2 et figure 1.4)

Au niveau international, la norme CEI 60296 spécifie les propriétés requises pour les huiles minérales utilisées dans les transformateurs, et la norme CEI 60465, celles des huiles pour câbles. [1.12]

a) Huile minérale paraffinique :

Dans ce type d'huile, la tendance paraffinique où la présence d'hydrocarbures paraffiniques prédomine ($C_p \geq 56\%$). Ces hydrocarbures sont des molécules complexes à structure saturée et à chaîne droite (alcane) qui peuvent être linéaire ou ramifiée, mais non cycliques, dont la forme générale est C_nH_{2n+2} . [1.12]

→ 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. [1.12]

b) Huile minérale naphthénique :

Les huiles naphthéniques sont riches en hydrocarbures naphthéniques ($C_n < 50\%$), c'est dû à la présence d'hydrocarbures cycliques à liaisons saturées. Les molécules de ce groupe sont également connues sous le nom de cycloalcanes ou de carbures cycliques ; ce sont des hydrocarbures saturés de formule générale C_nH_{2n} .

Ces huiles peuvent aussi se ramifier par l'adjonction d'une chaîne droite linéaire, la saturation leur procure une stabilité chimique plus ou moins satisfaisante.

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. [1.13]

c) Huile minérale aromatique :

Ce sont des huiles composées à base de noyau benzéniques, ces molécules sont des composés cycliques, aussi appelées hydrocarbures insaturés, de formule générale C_nH_{2n-6} . Elles sont totalement différentes des molécules paraffiniques et naphthéniques, mais jouent un rôle très important dans les propriétés d'une huile minérale.

Nous les trouvons sous deux formes : les mono aromatiques et les poly aromatiques (dont certaines sont considérées comme cancérigènes).

Ces huiles se caractérisent par :

- ✓ Une densité très élevée, un indice de viscosité très faible ;
- ✓ 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 (formation de produits résineux ou asphaltiques accompagnés de dérivés corrosif) ;
- ✓ Sa vapeur est en relation avec la teneur en hydrocarbures aromatiques de l'huile, mais est influencée également par d'autres facteurs chimiques : ramifications, composition et masse moléculaire ;
- ✓ Bonnes propriétés de gassing (forte capacité d'absorption des gaz). [1.14]

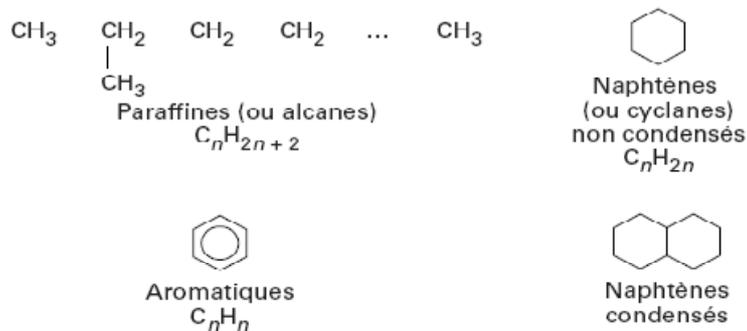


Figure 1.4 : Structure des hydrocarbures de base dans une huile minérale.

1.4.2. Huiles 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 éco toxicologique, 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. [1.14]

1.4.3. Huiles synthétiques :

Les liquides de synthèse sont utilisés chaque fois que les propriétés requises ne sont pas satisfaites par les huiles minérales. C'est notamment le cas lorsqu'il s'agit d'améliorer la résistance au feu (transformateurs) ou lorsque l'on recherche une meilleure stabilité thermique et de grandes performances diélectriques (câbles et condensateurs) [1.15].

Il existe quatre types principaux de liquides de synthèse :

- les hydrocarbures aromatiques ;
- les hydrocarbures aliphatiques tels les polyoléfines ;
- les esters (phtalates, esters de pentaérythritol) ;
- les silicones.

Ils sont tous obtenus à partir des grands intermédiaires de la pétrochimie. Des produits perfluorés ont également été proposés dans le domaine des condensateurs et des transformateurs, pour certaines applications très particulières. Mais le coût d'accès de ces produits (≈ 100 fois celui des huiles minérales) en limite l'utilisation.

Les polychlorobiphényles (ou polychlorodiphényles selon la nomenclature) [1.16] sont également des liquides de synthèse et ont été utilisés largement pendant une trentaine d'années. Leur persistance dans l'environnement a conduit à leur bannissement ; cependant, ils sont encore présents dans certains appareils âgés. Seuls des produits biodégradables sont maintenant acceptés.

1.5. Choix d'un liquide pour une application :

Le choix d'un liquide pour une application donnée, se fait dans l'optique d'assurer la fiabilité de fonctionnement des appareils ainsi que la sécurité des opérateurs. C'est toujours un compromis entre les performances techniques du liquide et son coût.

Les **hydrocarbures aromatiques** ont des propriétés diélectriques nettement supérieures à celles des huiles minérales, mais ils coûtent 4 à 5 fois plus chères. Ils sont utilisés dans les **câbles et les condensateurs** où le fabricant peut tirer parti des meilleures propriétés de l'imprégnant pour réduire la taille des appareils et obtenir ainsi un équipement plus performant et moins cher que s'il était imprégné à l'huile minérale.

Dans le cas des **transformateurs**, il n'est pas possible de tirer avantage des meilleures propriétés diélectriques des liquides de synthèse, raison pour laquelle les **huiles minérales** sont universellement utilisées dans cette application. [1.4]

Critères de choix :

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

- La toxicité du produit (pollution froide): la toxicité du produit est à prendre en compte dans tous les cas d'éclatement de transformateur sans incendie ;
- Le vieillissement: les principaux types de vieillissement de l'huile de transformateur sont le vieillissement thermique, le vieillissement électrochimique et le vieillissement électrique. Le vieillissement thermique correspond à l'échauffement cyclique répété ou continu de longue durée, à des températures relativement élevées. Le vieillissement électrochimique est caractérisé surtout par les conséquences, sous l'effet du champ électrique, de l'action de longue durée de certains agents chimiques accidentellement introduits dans l'huile où provenant de la propre dégradation de cette dernière. Le vieillissement électrique est surtout caractérisé par l'action de longue durée des décharges partielles ou tout phénomène d'ionisation dû au champ électrique ;
- L'embrassement du diélectrique dépend de son point d'ébullition et de la résistance mécanique du transformateur. Les huiles minérales isolantes remplissent ces conditions; pour cela elles sont très utilisées ;
- L'opacité des fumées : de toute évidence, un diélectrique ne dégage de fumées qu'à partir du moment où il a pris feu; l'opacité des fumées peut gêner gravement les secours. Toutefois, la fabrication de l'huile isolante finie est orientée par les tendances des huiles de base.
- Le choix d'une ou plusieurs huiles de base est à déterminer en fonction :
- des caractéristiques physiques et chimiques que l'on désire conférer à l'huile finie comme la viscosité, la densité, la stabilité, ... etc. ;
- de la nature chimique recherchée : paraffinique, naphénique ou mixte. [1.4]

1.6. Caractéristiques ou propriétés des huiles diélectriques :**Propriétés des huiles minérales isolantes :**

Les huiles isolantes pour transformateurs, quelque soit leur type, doivent toujours répondre à plusieurs critères électriques, physico-chimiques et thermique, qui constituent l'ensemble de leurs propriétés, afin d'assurer leur deux principales fonctions qui sont l'isolation électrique et le transfert de chaleur.

A ce titre, les propriétés d'une huile isolante peuvent être classées comme suit :

- Les propriétés électriques;
- Les propriétés physiques ;
- Les propriétés chimiques. [1.17]

1.6.1. Les propriétés électriques :

Les caractéristiques électriques des liquides dépendent de leur formation (composition, constitution moléculaire,...etc.) et de leurs conditions d'utilisation ou conditionnement. [1.18]

1.6.1.1. Rigidité diélectrique :

La rigidité diélectrique d'une huile est la valeur maximale du champ électrique moyen que l'on peut lui appliquer sans décharge disruptive. [1.18]

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, la distance et la nature font l'objet d'une norme (la CEI 156). Ce paramètre est connu sous le nom de tension de claquage. [1.2]

La rigidité diélectrique n'est pas un critère de la qualité de fabrication des huiles isolantes, mais un essai conventionnel destiné à déceler leur état plus ou moins grand de pollution physique par l'eau et d'autres matières en suspension et à conclure ou non à l'opportunité de faire un traitement de décharge et filtration avant introduction dans les appareils auxquels ils sont destinés. [1.19]

L'obtention d'une forte valeur de rigidité ne permet cependant pas de s'assurer que l'huile est exempte d'impuretés. Par contre, une valeur correcte permet essentiellement de s'assurer que le traitement de l'huile (dégazage, filtration) est satisfaisant. [1.19]

1.6.1.2. La permittivité diélectrique ou constante diélectrique :

C'est une caractéristique électrique liée à la formation du liquide, elle dépend essentiellement de sa structure chimique. Pour une huile diélectrique, elle résulte des phénomènes de polarisation électronique et atomique. [1.20]

Elle est définie comme étant le rapport de la capacité (C) d'une cellule remplie de liquide et la capacité (C_v) de la même cellule ayant le vide comme diélectrique: [1.20]

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

Elle est déterminée pour une température et une fréquence données (en général 90°C et 50 Hz) [1.20]

Une bonne huile minérale possède une constante électrique comprise entre 2 et 2.2, selon la norme CEI 60 296. [1.19]

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. [1.20]

La permittivité des hydrocarbures est faible et voisine de 2. La présence d'hétéroatomes (oxygène, chlore...), en créant des dipôles de forte intensité, confère aux molécules une permittivité élevée. [1.2]

1.6.1.3. La conductivité :

Un liquide, pour être isolant électrique, doit conduire le moins possible l'électricité lorsqu'une tension lui est appliquée. Sa conductivité doit donc être la plus faible possible. [1.2]

Si la permittivité est une caractéristique de constitution, la conductivité des liquides est une propriété de conditionnement, elle n'est pas une propriété intrinsèque d'un liquide isolant. Elle est liée à la présence d'infimes quantités (en général, inférieures à 1 ppm) d'impuretés ionisables. [1.2]

La conductivité s'exprime en **S/m** (siemens par mètre). Elle croît en fonction de la température. [1.21]

La conductivité d'un produit neuf est en général beaucoup plus faible que celle d'un produit en service, puisque celui-ci récupère des impuretés au contact des matériaux solides contenus dans l'équipement. [1.14]

1.6.1.4. Le facteur de dissipation diélectrique ($\tan \delta$) :

Le facteur de dissipation ou facteur de pertes, est directement lié à la résistivité et à la permittivité en tension alternative. La représentation de ces pertes par un schéma équivalent condensateur C en parallèle avec une résistance R) permet d'établir la relation suivante [1.18] :

$$\tan \delta = 1/R.C$$

Il est défini comme la tangente de l'angle de perte, c'est-à-dire l'angle pour lequel la différence de phase entre la tension appliquée et le courant qui en résulte dévie de $\pi/2$ lorsque le diélectrique du condensateur est composé exclusivement du liquide isolant, considéré comme parfait. En effet en situation réelle, $\varphi + \delta = \pi/2$, ou δ est appelé angle de pertes. Plus ce dernier est élevé, plus les pertes diélectriques seront considérables. [1.20]

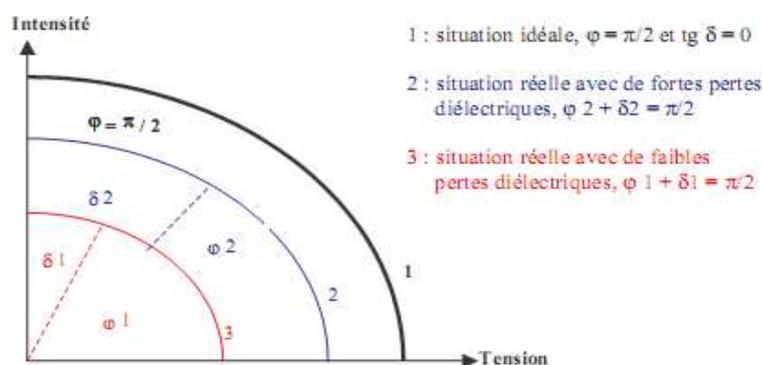


Figure 1.5 : Représentation schématique de l'angle de perte (δ). [1.2]

Cette caractéristique est très sensible à la présence de produits de vieillissement de l'huile. Il existe une relation entre le facteur $\tan \delta$ et l'acidité de l'huile. Une acidité élevée est accompagnée par une valeur élevée de $\tan \delta$, mais l'inverse n'est pas vérifié. Une valeur défavorable de $\tan \delta$ peut être due à la dissolution dans l'huile des produits qui n'ont pas pour origine l'altération de l'huile [1.5].

Elle permet d'apprécier la pureté d'une huile et dépend de la température et de la fréquence de la tension appliquée. D'après la norme CEI 296, une huile neuve possède un facteur de dissipation au plus égale à 0.005. [1.20]

1.6.2. Les propriétés physiques:

1.6.2.1. La viscosité :

Le choix d'une huile dépend essentiellement de la valeur de la viscosité dynamique η , 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. [1.14] La viscosité, et sa variation avec la température, sont des paramètres de première importance pour le transfert thermique. En effet, plus le liquide est visqueux, plus il est difficile de le faire circuler dans l'appareil pour refroidir les parties actives chaudes. [1.2]

La viscosité des hydrocarbures est corrélée à leur masse moléculaire : plus un produit est léger, plus sa viscosité est faible. Cependant, un produit est volatil et inflammable si sa masse moléculaire est de plus en plus faible [1.18].

L'indice de viscosité est une caractéristique donnant la variation de 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. La viscosité dynamique diminue avec la température, et de nombreuses lois empiriques ont été proposées. En général, on considère des relations du type :

$$\log \eta = A + [B / (T - T_0)]$$

Avec A et B : deux constantes caractéristiques du produit,

T : température (en K),

T₀ : température ambiante (en K). [1.2]

La viscosité cinématique varie très peu avec la durée du service et elle dépend essentiellement de la température pour laquelle elle est mesurée. Généralement, elle est déterminée pour deux températures 20°C et 40°C. Des études recommandent d'effectuer la mesure de la viscosité cinématique pour une température plus élevée (de l'ordre de 90°C) [1.23]

La norme CEI 296 définit une bonne viscosité cinématique comme étant inférieure à 11 Cst (à 40°C). Cst : viscosité en centistokes. [1.25]

1.6.2.2. Le point d'écoulement :

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

Les liquides utilisés se figent généralement à températures pouvant aller à -60°C (polybutènes, huiles silicones), à -30°C (huile minérale), sans parler des liquides de synthèse ayant un haut point d'écoulement [1.12].

Le point d'écoulement 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, à la composition du liquide en mélange de différentes molécules (isomères et additifs). [1.7]

Les huiles de point d'écoulement les plus bas sont obtenues à partir de coupes naphthéniques [1.24]. Dans le cas des bases paraffiniques, le déparaffinage ne permet pas à lui seul d'obtenir des points d'écoulement inférieurs à -30°C [1.28], du fait de la cristallisation des paraffines. Cela est rendu possible par l'ajout d'additifs abaisseurs ou améliorants du point d'écoulement. [1.7]

1.6.2.3. Point d'éclair et point de feu :

Le chauffage progressif d'un liquide provoque le dégagement de vapeurs suivant sa courbe de tension de vapeur, qu'il s'agisse d'un corps pur ou d'un mélange. Dès que la concentration de ces vapeurs dans l'atmosphère surmontant le liquide devient suffisante pour former un mélange inflammable, elles brûlent à l'approche d'une flamme. La température correspondante est appelée le point d'éclair du liquide.

En poursuivant le chauffage, l'expérience montre qu'une combustion permanente s'établit en présence d'une flamme à partir d'une certaine température qui correspond au point de feu du liquide. Les liquides ininflammables n'ont pas de point de feu. [1.24]

1.6.2.4. Capacité thermique :

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. [1.24]

La capacité thermique des huiles isolantes exprimée en Joules par kilogramme Kelvin croît avec la température et est généralement d'autant plus élevée que la masse volumique est plus faible [1.24].

1.6.2.5. Conductivité thermique :

La conductivité thermique (λ), mesurée en watts par mètre.Kelvin [W/m.K] 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 augmentent. Les valeurs usuelles sont de l'ordre de 0,14 W/ (m. K) [1.17].

1.6.2.6. Aspect et indice couleur :

L'aspect est un test visuel de l'huile qui permet de détecter la présence des corps en suspension (poussière, humidité) et d'évaluer la couleur et la viscosité. Un bon état visuel de l'huile, signifie un aspect limpide.

La couleur est une propriété intrinsèque de l'huile neuve, elle a une relation avec les hydrocarbures qui constituent l'huile. Elle permet d'apprécier la qualité des huiles neuves et constitue un moyen efficace pour surveiller l'acidité des huiles en service. Elle renseigne également sur le vieillissement de l'huile.

L'aspect, la couleur et l'odeur, nous renseignent sur l'état général de l'huile. En effet, une mauvaise odeur renseigne sur la présence d'amorçages d'arcs électriques dans l'huile. Une couleur sombre indique une dégradation de l'huile et l'aspect trouble signifie la présence d'eau et d'impuretés [1.25].

Une huile neuve possède un indice de couleur inférieur à 0.5. Pour une huile régénérée, la norme ASTM D 1500, tolère un indice de couleur inférieur à 2. [1.22]

1.6.3. Les propriétés chimiques :

1.6.3.1. 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 normale nécessaires pour neutraliser un gramme d'huile. [1.7]

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 [1.26]. Aux premiers stades d'oxydation, elle augmente pour atteindre, après un certain temps de service, une valeur où elle reste constante.

➔ **Indice d'acidité (Norme ISO 6618) - S'exprime en mg KOH/g**

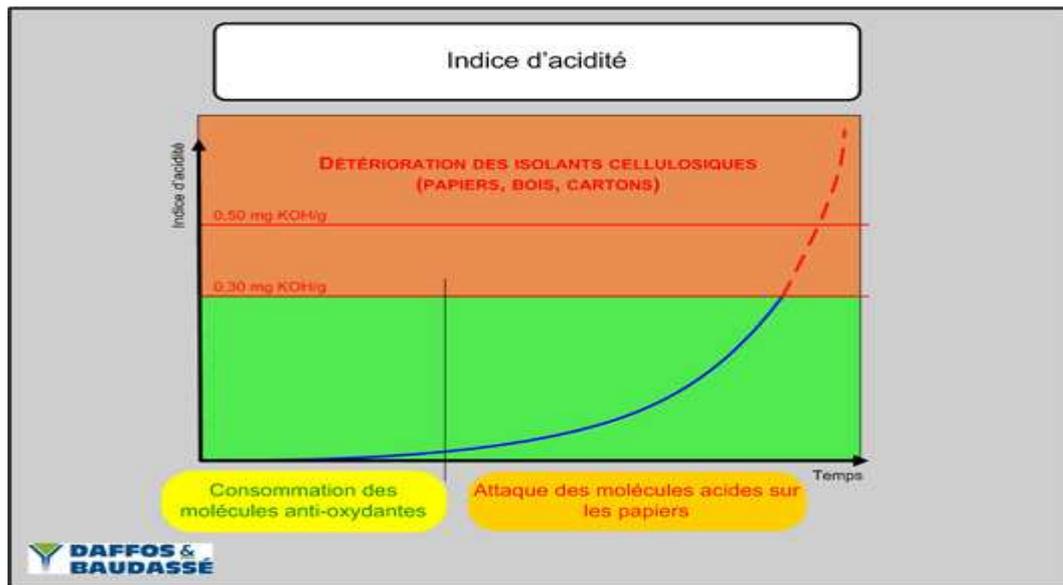


Figure 1.6 : Variation de l'indice d'acidité pour une huile minérale.

→ Risque : Usure prématurée du transformateur. [1.22]

1.6.3.2. 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 détérioration 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. [1.27]

1.6.3.3. 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.

La présence de soufre est détectée par la corrosion d'une lame de cuivre électronique immergée dans une huile à 140 °C pendant 19 heures [1.28], la coloration qu'elle prend permet de juger si les composés sulfurés sont corrosifs ou non.

1.6.3.4. La teneur en eau :

L'eau est un puissant catalyseur qui favorise l'altération de l'huile. Elle influe sensiblement sur ses autres caractéristiques. C'est un polluant indésirable qu'il faut éliminer. La norme CEI 296 tolère une teneur en eau maximale de 30 p.p.m (partie par million d'unité). [1.28]

Cependant, quelque soient les précautions prises, de l'eau réussit toujours à s'infiltrer à travers l'appareillage. Pour minimiser ces infiltrations, la plupart des transformateurs sont munis de tamis moléculaires (Silica Gel). Un diélectrique très chargé en humidité peut assurer un fonctionnement électrique (même s'il est mauvais) tant que sa température assure une solubilité suffisante car ce qui constitue un danger réel pour l'huile c'est la présence d'eau sous sa forme liquide [1.11]

→ Teneur en eau (Norme EN 60814) - S'exprime en ppm

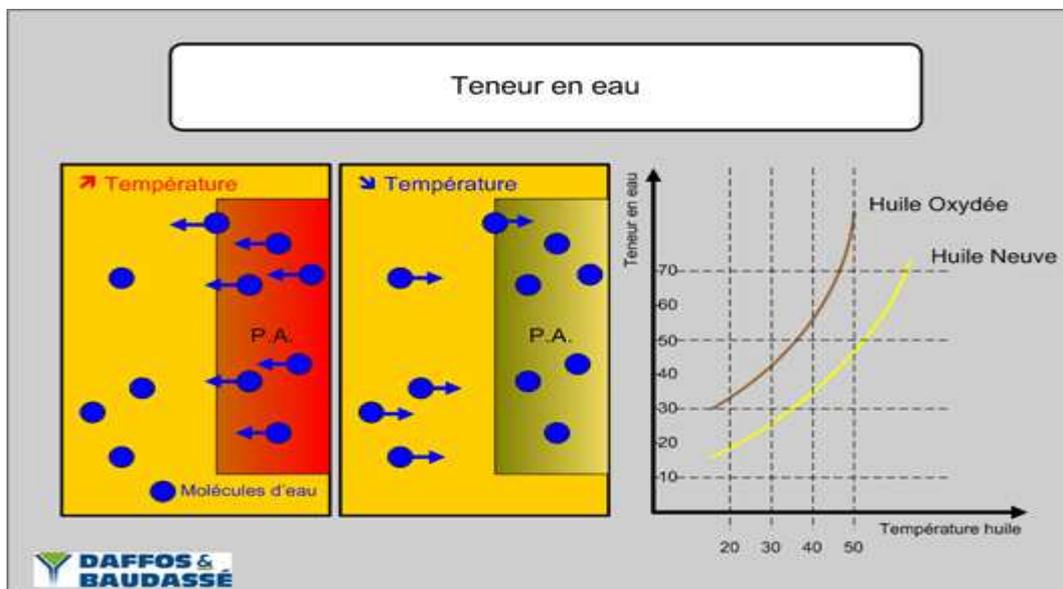


Figure 1.7 : variation de la teneur en eau en fonction de la température de l'huile minérale.[1.22]

1.7. Tests physico-chimiques des huiles minérales:

Cette section est restreinte aux techniques d'essais et de mesures des caractéristiques de l'huile minérale Borak 22 utilisée par SONELGAZ, et manipulée au cours de notre stage au sein du Laboratoire Essais et Contrôle de la Société Algérienne de Gestion du réseau de Transport de l'Electricité (GRTE) à Hamma.

1.7.1. Procédure d'échantillonnage :

On doit s'assurer que les échantillons sont représentatifs de l'huile isolante dans le matériel. Une mauvaise procédure d'échantillonnage ou l'emploi de récipient d'échantillonnage pollué entraînant des conclusions erronées du point de vue qualité, et une perte de temps, de travail et des dépenses pour obtenir, transporter et analyser correctement l'échantillon. [1.26]

Il est fortement recommandé de suivre scrupuleusement les procédures et les précautions décrites dans la CEI 60475.

1.7.2. Techniques d'essais et de mesure :

Les huiles livrées dans le matériel neuf ou prélevées dans le matériel en service peuvent être soumises à un grand nombre d'essais. Cependant, les essais listés dans le Tableau II.1 sont considérés comme suffisants pour déterminer si oui ou non l'état de l'huile permet la poursuite de l'exploitation ou pour proposer un type d'intervention appropriée. [1.26]

Propriété	Méthode
Couleur et aspect	ISO 2049/ CEI 296/ASTMD1500
Tension de claquage	CEI 156
Teneur en eau	CEI 814 ou CEI 733/ ASTMD2896
Indice de neutralisation	CEI 296/ ASTMD664
Dépôts et sédiments	ISO 4793
Facteur de dissipation diélectrique et résistivité	CEI 247
* Tension interfaciale	ISO 6295
* Stabilité à l'oxydation	Soit CEI 74, soit CEI 474, soit CEI 813, suivant l'application/ ASTMD2440-99
* Teneur totale en gaz	CEI 567
* Point d'éclair	ISO 2719/ ASTMD93
** Point d'écoulement	ISO 3016
** Masse volumique	ISO 3675/NFT60101
** Viscosité	ISO 3104 ASTMD445
*** Teneur en inhibiteur	CEI 666

* Dans des circonstances particulières seulement.

** N'est pas essentielle, mais peut être utilisée pour l'identification.

*** Limitée aux huiles inhibées.

Tableau 1.3: Normes recommandées pour les tests physico-chimiques des huiles de transformateurs.

1.7.2.1. Détermination de la tension de claquage (rigidité diélectrique) :

Principe :

La tension de claquage est importante en tant que mesure de l'aptitude d'une huile à résister aux contraintes électriques.

Appareillage :

L'appareil d'essais DTA75 est un équipement de laboratoire pour la détermination de la tension de claquage des isolants liquides. L'essai est effectué selon la norme CEI 156. Il est entièrement automatique et l'appareil fonctionne avec une vitesse de montée en tension de 2 kV/s. [Laboratoire GRTE]



Figure 1.8: Appareil de mesure de la tension de claquage.

Mode opératoire

La tension de claquage est la tension atteinte au cours de l'essai au moment où se produit la première étincelle entre électrodes. On effectue six essais consécutifs pour un même remplissage de la cuve du DTA 75, avec un repos de 2min entre deux essais. A chaque renouvellement de l'huile à essayer, les électrodes sont rincées avec de l'huile du prélèvement. [Laboratoire GRTE]

1.7.2.2. Détermination de la teneur en eau :

Principe :

La teneur en eau est mesurée par un appareil numérique, celui-ci est branché à un tube contenant une solution chimique. On injecte un volume d'huile dans ce tube d'essai et on introduit comme donné, le volume d'huile injecté. Après quelques instants, l'appareil (coulomètre) affiche la teneur en eau en p.p.m (en poids ou en volume) après spécification de la densité de l'huile. [Laboratoire GRTE]

Appareillage :

L'appareil de mesure de la teneur en eau comporte :

- ❖ Une cellule d'électrolyse séparée par un diaphragme, remplie d'un liquide anolyte (mélange réactif – solvant échantillon) non saturé, et un liquide catholyte (ensemble générateur) réactif anhydre ;
- ❖ Interface numérique, avec un afficheur. Une seringue de haute précision pour le dosage.

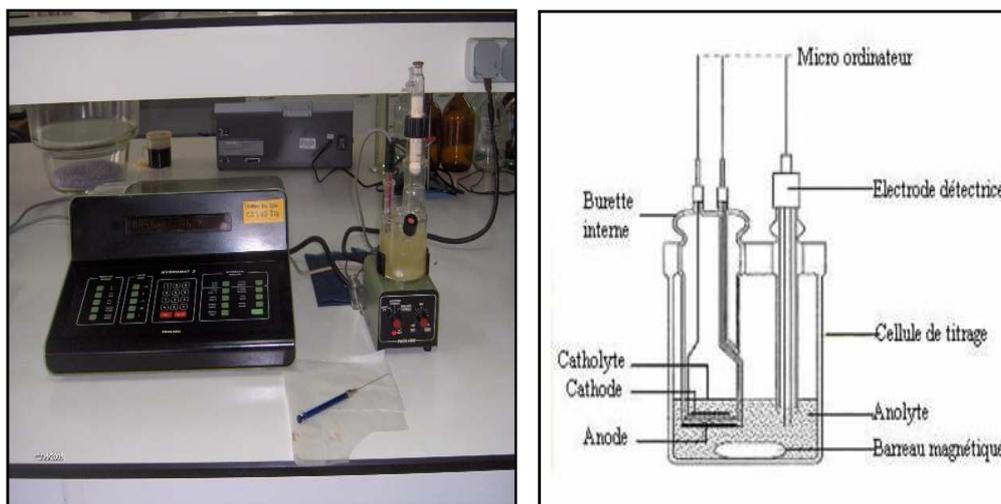


Figure 1.9: Appareil de mesure de la teneur en eau et lacellule de mesure de la coulométrie.

Mesure :

- ❖ Appuyer sur la touche DEPART; si la dérive est supérieure à 50 $\mu\text{g}/\text{min}$, l'afficheur demande d'attendre. Lorsque la dérive atteint une valeur stable (l'appareil se stabilise) inférieure à 50 $\mu\text{g}/\text{min}$, un bip sonore se fait entendre et l'indication « prêt à doser » est affichée. Il est alors nécessaire d'appuyer de nouveau sur DEPART pour pouvoir injecter l'échantillon ;
- ❖ L'introduction de l'échantillon; se fait à travers le septum avec une seringue. Une valeur croissante de l'eau dosée apparaît sur l'afficheur. Leurs masses sont exprimées au fur et à mesure du dosage en μg puis en mg. La fin du dosage est signalée par un bip sonore et un astérisque qui apparaît à droite de l'afficheur. (Laboratoire GRTE)

La teneur en eau est mesurée avant et après l'application d'une série de claquages, la moyenne de 3 à 4 valeurs est prise.

1.7.2.3. Détermination du facteur de dissipation diélectrique $\tan \delta$, de la résistivité ρ et de la permittivité relative ϵ_r

Principe :

Le facteur de pertes diélectriques ($\tan \delta$) et la permittivité relative (ϵ_r) sont mesurés à l'aide d'un pont de Schering. L'appareil utilisé est de type Dieltest DTL. Les paramètres sont mesurés selon la norme CEI247 et leur détermination est basée sur des mesures de capacités en courant alternatif. La cellule d'essai contenant l'échantillon d'huile est constitué de deux cylindres coaxiaux de distance entre électrodes de 5mm. Les essais sont effectués sous une tension de 2kV, 50Hz, et sous une température variant de 30 °C à 120 °C. La sensibilité peut aller jusqu'à 10^{-6} .

Les mesures de résistivité, s'effectuent quant à elles en courant continu au moyen d'un électromètre avec la même cellule contrairement à la mesure de la $\tan \delta$, qui est effectuée sous une tension alternative.

Appareillage :

Les éléments de base de l'appareil sont les suivants :

- ❖ Couvercle de protection ;
- ❖ Contacts de sécurité ;
- ❖ Poignée de transport ;
- ❖ cellule de mesure MC2A ;
- ❖ Vis de réglage tension d'essai continue ;
- ❖ Vis de réglage tension d'essai alternative ;
- ❖ Afficheur à deux lignes ;
- ❖ Imprimante matricielle.



Figure 1.10: Appareil de mesure de $\tan \delta$, ϵ_r et ρ .

Mode opératoire :

- ❖ La cellule doit être remplie avec 40 cl d'huile, laissée au repos quelques minutes. Vider et remplir à nouveau. Le support isolant ne doit pas être mouillé par le liquide ;
- ❖ Chauffer la prise d'échantillon à 90 °C ensuite procéder à la mesure du $\tan \delta$ par la méthode de zéro ;
- ❖ La cellule est remplie avec l'échantillon d'huile et placée dans une enceinte chauffée à la température désirée.

Notes :

- Le liquide devra atteindre la température désirée dans un délai de 1 heure ;
- La méthode de zéro est utilisée jusqu'à des fréquences de l'ordre de 50 Hz ;
- Commencer les mesures 10 min après le remplissage de la cellule.

1.8. Altération des huiles en service :

En service, l'huile quelque soit sa qualité et sa stabilité, qu'elle soit inhibée ou non, finit par s'oxyder et s'altérer. Le maintien de l'huile altérée en exploitation peut constituer un danger potentiel. L'altération de l'huile se traduit par l'oxydation de cette dernière et par une augmentation accentuée de son acidité. [1.29]

1.8.1. Facteurs favorisant l'altération de l'huile minérale isolante :

Les contaminants d'une huile minérale isolante usagée peuvent se diviser en trois grandes classes. [1.29]

✓ Produits volatils :

Les produits volatils les plus communs des huiles en service sont :

- a- L'eau ;
- b- L'air ;
- c- Gaz dissous.

✓ Produits insolubles dans l'huile minérale isolante.

✓ Produits solubles dans l'huile minérale isolante.

1.9. Diagnostic et maintenance de l'huile minérale:

Les propriétés de l'huile d'un transformateur permettent de définir un plan de maintenance adapté à l'état de santé de l'appareil. En effet, la composition chimique de l'huile évolue avec le temps et le vieillissement de l'appareil, notamment de sa partie active. [1.29]

Une petite quantité d'huile prélevée puis analysée en laboratoire permet d'avoir à moindre frais une bonne vision:

- Des propriétés isolantes de l'huile
- De la présence d'humidité dans les papiers
- Du vieillissement de la partie active
- De la présence d'éventuels défauts électriques ou thermique à l'intérieur du transformateur

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 (Tableau ci-après), les connaissances préalablement acquises et l'expérience : [1.20]

Propriété	Norme
Indice de couleur	≤ 2
Pertes diélectriques	$< 0,9$
Indice d'acidité [mg KOH/g]	$< 0,1$
Viscosité cinématique [CST]	$\geq 12,5$
Rigidité diélectrique [kV/cm]	≥ 50
Teneur en eau [ppm]	< 40

Tableau 1.4: Les normes recommandées par la CEI pour les huiles des transformateurs ayant une tension comprise entre 72kV et 170kV [1.8].

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, la méthode de quotient et la méthode du spectre de gaz.

La deuxième approche se base sur les tests physico-chimiques:

La décision est primordiale lors d'un essai de contrôle de l'huile, car un mauvais jugement risque d'engendrer des dégâts matériels exposant des travailleurs à des accidents mortels, des pertes colossales ainsi que l'arrêt du réseau et le retrait du transformateur [1.29].

Il est possible de déterminer l'état interne d'une huile à partir des résultats obtenus des six testes normalisés (norme CEI 60 296) cités dans le tableau 1.4. [1.25]

A partir de leurs valeurs, l'huile est classée, toujours selon la norme CEI 60 296, en une des quatre catégories suivantes :

1- Les huiles neuves :

Leurs caractéristiques sont les suivantes : [I.17]

-permittivité 2,1 – 2,5 à 90°C.

-résistivité 20 – 200 GΩm à 90°C.

- rigidité diélectrique 30 - 50 kV/cm.

-facteur de dissipation 0,001-0,005 à 90°C.

2- Les huiles faiblement polluées :

Elles se caractérisent par de bonnes valeurs physico-chimiques et une tension de claquage faible. Elles nécessitent un traitement physique (filtrage et séchage). [1.17]

3- Huiles moyennement contaminées :

Ces huiles nécessitent un traitement chimique (régénération) suivi d'un traitement physique, elles ont les caractéristiques suivantes : [1.17]

-indice de couleur 2-4 ;

-indice d'acidité 0,03-0,04 g KOH/g ;

-facteur de dissipation 0,005-0,05.

4- Les huiles en dégradation avancée :

Leurs caractéristiques sont très éloignées des valeurs recommandées par les normes. Leur récupération est possible mais elle serait plus coûteuse que leur remplacement. [1.17]

Une décision du type de traitement est prise selon les catégories ci-dessus, comme suit :

→garder l'huile, la filtrer, la régénérer ou la jeter.

1.10. Traitement et régénération des huiles minérales isolantes :

1.10.1. Traitement :

Le traitement des huiles isolantes permet l'élimination, par voie physique exclusivement, des particules solides de l'huile et de diminution de la teneur en eau à un niveau acceptable.

Les moyens physiques utilisés pour éliminer l'eau et les particules solides de l'huile consistent en plusieurs types de filtration, de centrifugation et de procédés de séchage sous vide. Si le traitement sous vide n'est pas employé, il est conseillé de limiter la température à 60°C. Si le vide est appliqué, des températures plus élevées peuvent être avantageuses. [1.20]

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

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

La filtration, le dégazage et le séchage des huiles isolantes permettent d'augmenter notablement la rigidité diélectrique et d'améliorer le facteur de pertes $\tan \delta$. 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. [1.20]

a- 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.

La filtration s'effectue à l'aide de cartouches filtrantes à densité échelonnée suivant la profondeur. La densité et la distribution des fibres sont soigneusement adaptées, c.-à-d. que les distances entre les diverses fibres diminuent vers l'intérieur, en devenant plus nombreuses. Lors du passage de l'huile, les particules grossières sont arrêtées sur la surface extérieure et les particules plus fines à une profondeur correspondante.

Une longue durée de service des cartouches est ainsi garantie. L'interchangeabilité des cartouches est en outre très bonne. [1.29]

b- 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.. 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. [1.29]

1.10.2. Régénération :

La régénération est un ensemble de procédés permettant la production à partir d'une charge d'huile usagée, une ou plusieurs huiles de base. Le recyclage des huiles usagées permet l'économie de recourir la consommation de nouvelles quantités d'huiles neuves. Par conséquent, la régénération se présente comme étant une autre forme d'économie d'énergie et de lutte contre la pollution de l'environnement. [1.29]

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 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. [1.22]

Les opérations successives pour l'obtention d'un produit de haute qualité, constituent une nouvelle forme de raffinage de l'huile usagée. Ce cycle comprend habituellement les phases successives dans l'ordre suivant [1.29] :

- ✓ La décantation ;
- ✓ La séparation des impuretés ;
- ✓ La déshydratation ;
- ✓ Le traitement à l'acide ;
- ✓ La neutralisation ;
- ✓ Le passage à la terre.

Conclusion :

Les isolations haute tension, pour la plupart, mettent nécessairement en œuvre des liquides sélectionnés pour contribuer à l'élimination des décharges partielles et pour faciliter l'évacuation de la chaleur tout en préservant leurs qualités isolantes : grande résistivité, faibles pertes diélectriques, rigidité élevée.

L'huile minérale (avec de nombreuses variantes dans sa composition) possède de remarquables propriétés ; elle demeure donc le liquide le mieux adapté et le plus utilisé dans les isolations haute tension, en particulier dans les transformateurs de puissance.

Dans ce premier chapitre on a exposé des généralités sur les huiles diélectriques pour transformateur de puissance notamment l'huile minérale isolante comme la BORAK 22 utilisée par la SONELGAZ. On vu aussi des notions fondamentales de maintenance et de diagnostic de telles huiles, surtout les méthodes de détermination des leurs propriétés physico-chimique selon les normes CEI recommandées.

Références bibliographiques :

[1.1] **N. Berger**, "Liquides isolants en électrotechnique, présentation générale", Techniques de l'ingénieur D 2 470, Service Sécurité ATOFINA, Centre de recherche Rhône-Alpes, 2002, pp. 1-19.

[1.2] **N. Berger, M. Randoux, G. Ottmann et P. Vuarcheix**, "Revue des isolants liquides", ELECTRA, n° 171, Avril 1997, pp. 32-57.

[1.3] **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, pp. 8-71.

- [1.4] **B. Fallou, J. Samat, J. Perret, P.J. Vuarcheix**, "Évolution des critères de sélection des liquides isolants", CIGRE, Rapport n° 15-10, 1986.
- [1.5] **R. Arrighi**, "Du papier imprégné aux isolants synthétiques dans les câbles d'énergie", RGE, n° 9, 1984, pp. 55-69.
- [1.6] **S. Bouazabia**, "Mécanismes de décharges dans les diélectriques liquides", Cours de graduation, Université des Sciences et Technologie Houari Boumediene, Alger, 2001.
- [1.7] **J. Perret, M. Paris**, "Les huiles silicones pour transformateurs", E.D.F, Bulletin des études et recherche, Série B, Réseaux électriques, Matériels électriques, n°2, 1987, pp. 5-13.
- [1.8] **P. J. Vuarcheix**, "Caractéristiques des diélectriques liquides", Techniques de l'ingénieur, Traité K 714, Janvier 1988, pp. 3.
- [1.9] **N. Berger**, "Liquides isolants en électrotechnique, Caractéristiques des produits", Techniques de l'Ingénieur, D 2 471, France, Mai 2002, pp. 1-25.
- [1.10] **B. Moula**, "Comportement de l'huile de transformateur «Borak 22» sous tension alternative 50 Hz ", Mémoire de Magister, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Mai 2007, pp.5-37.
- [1.11] **A. Nacer**, "Caractérisation des matériaux diélectriques, application à l'huile minérale de transformateurs", Thèse de Doctorat d'état, Université des Sciences et Technologie Houari Boumediene, Alger, 2009, pp.5-35.
- [1.12] **N. Berger, P. Jay**, "Les liquides diélectriques de synthèse utilisés dans les transformateurs et les condensateurs", SEE, Journées d'études, Isolants électriques, Mars 1985, pp. 5-91.
- [1.13] **H. Leardini**, "Propriétés des Askarels et recommandations pour leur emploi dans les appareillages électriques", ELECTRA, n° 33, Mars 1974, pp. 11-31.
- [1.14] **Y.V. Torshin**, "Trans. on Diel. and Elect. Ins", IEEE, Vol.2 N°1, 1995, pp.167-179.
- [1.15] **A. Boubakeur**, "Claquage des diélectriques liquides", Séminaire, Département de Génie Electrique, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, Janvier 2004.
- [1.16] **S. Bouazabia**, "Les huiles isolantes de transformateur ", Séminaire sur les huiles isolantes de transformateur, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, les 1-8 Juin 1999.
- [1.17] **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. pp. 45-50.
- [1.18] **B. P. Kang**, "Thermal dependency of viscosity, power factor and content of electrical insulating oil ", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, USA, 1990, pp. 20-29.

- [1.19] **P. J. Vuarcheix**, " Huiles et liquides isolants ", Techniques de l'ingénieur, Volume DAB, Traité D230, Juin 1995.
- [1.20] **D. Hamitouche**, "GAMM3 Analyse des huiles isolantes ", ABB, 1996, pp.39-70.
- [1.21] **S. E. CHitour** : "Raffinage du pétrole", Tome 01, Edit. OPU, Alger, 1983.
- [1.22] **Norme ASTM D 1500** équivalente à NFT 60 - 104 et à NF ISO 2049, "Produits pétroliers: Détermination de la couleur", échelle ASTM, Mars 1998.
- [1.23] **Norme CEI 60 422**, "Guide de maintenance et de surveillance des huiles minérales isolantes en service dans les matériels électriques", Draft Ed. 3, 2004.
- [1.24] **L. Mokhnache**, "Application des réseaux de neurones dans le diagnostic et la prédiction des isolations de haute tension", Thèse de Doctorat d'état, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Décembre 2003.
- [1.25] **Norme CEI 60 296**, "Spécification des huiles minérales isolantes neuves pour transformateur et appareillage de connexion", deuxième édition, 1982
- [1.26] **Norme CEI 60475**, "Méthode d'échantillonnage des diélectriques liquides", 1974.
- [1.27] **L. Mokhnache, A. Boubakeur**, "Comparison of different back-propagation algorithms used in the diagnosis of transformer oil", Annual Report Conference on electrical Insulating And Dielectric Phenomena, 2002
- [1.28] **A. Boubakeur**, "Vieillessement de l'huile de transformateur", Borak22, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Avril 2009.
- [1.29] **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, pp. 3-18.

Chapitre 2

**L'optimisation par l'intelligence en
essaim.**

Etat de l'art

Introduction :

Les recherches sur les comportements collectifs des insectes sociaux fournissent aux informaticiens des méthodes puissantes pour la conception d'algorithmes d'optimisation. Un nouveau domaine de recherche a vu le jour qui a pour objet de transformer la connaissance que les éthologistes ont sur les capacités collectives de résolution de problèmes chez les insectes sociaux en techniques artificielles de résolution de problèmes : c'est l'intelligence en essaim. Les algorithmes de contrôle et d'optimisation inspirés de modèles de recherche collective de nourriture chez les fourmis et les abeilles en particulier, ont connu un succès inattendu et portent le nom "d'optimisation par les algorithmes de colonies de fourmis (ACO) et l'optimisation par colonies d'abeilles (BCO). [2.1]

Les algorithmes inspirés de la nature sont motivés par une variété de processus naturels et de diversité biologique. La popularité des algorithmes inspirés de la nature est principalement causée par la capacité des systèmes biologiques pour ajuster efficacement les fréquents changements de leurs environnements.

Les algorithmes évolutionnaires, les réseaux de neurones, l'optimisation par colonie de fourmis, optimisation par essaim de particules, les systèmes immunitaires artificiels, et les algorithmes des bactéries sont des algorithmes et des concepts qui ont été motivés par la nature.

Le comportement en essaim est l'une des principales caractéristiques de la vie sociale des insectes (abeilles, guêpes, fourmis, termites). Ce type de comportement est d'abord et avant tout caractérisé par l'autonomie, le fonctionnement distribué et l'auto-organisation. L'intelligence en essaim est le domaine de l'intelligence artificielle qui est basé sur l'étude des actions des individus dans les divers systèmes décentralisés (Beni et Wang 1989). [2.2]

Ces techniques sont devenues de plus en plus populaire au cours de la dernière décennie. L'avantage de ces approches par rapport aux techniques traditionnelles est leurs robustesses et flexibilités (figure 2.1). [2.2]

2.1. Le domaine de l'intelligence en essaim :

Swarm Intelligence (SI), qui est une discipline de l'intelligence artificielle (AI), est la conception intelligente de systèmes multi-agents en prenant l'inspiration de comportement collectif des insectes sociaux. Même si les membres de ces colonies ne sont pas des individus sophistiqués, ils sont en mesure de réaliser des tâches complexes en matière de coopération. Ce comportement Coordonné ressort des actions relativement simples ou interactions entre les membres individuels des colonies. De nombreux aspects des activités collectives des insectes sociaux sont auto-organisés en travaillant sans un centre de contrôle. [2.2]

Les méthodes de l'intelligence en essaim ont été très fructueuses dans le domaine de l'optimisation, qui est d'une grande importance pour l'industrie et la science. [2.2]

La communauté des chercheurs a simplifié beaucoup de ces problèmes afin d'obtenir des cas de tests scientifiques, tels que le célèbre problème des voyageurs de commerces (TSP). [2.3]

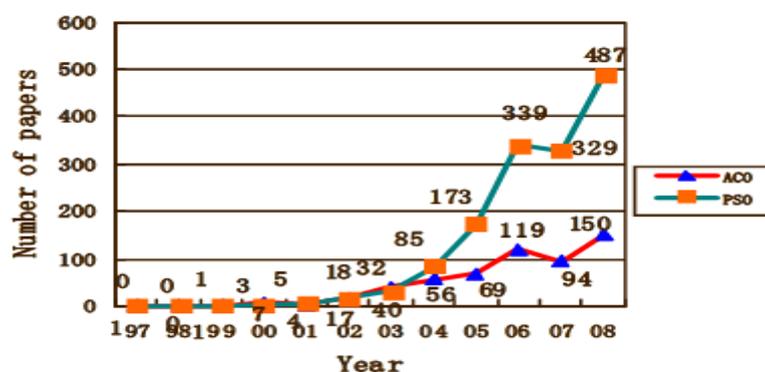


Figure 2.1: Evolution du nombre de travaux sur les algorithmes ACO et PSO.

2.1.2. Comportement biologique collectif :

Le comportement en essaim peut être vu dans les troupes d'oiseaux, écoles de poissons, ainsi que dans les insectes comme les moustiques et les moucheron. De nombreux groupes d'animaux tels que les écoles de poissons et les troupes d'oiseaux exposent clairement un ordre structurel, avec un comportement d'organismes intégrés de façon qu'elles puissent changer de forme et de direction, ils semblent se déplacer comme une seule entité cohérente.

Les grands principes du comportement collectif, tel que présenté dans la Figure 2.2, sont les suivants:

- **Homogénéité:** chaque essaim ou troupeau se déplace sans chef de file, même si temporairement des dirigeants semblent apparaître.
- **Région:** le mouvement de chaque individu est seulement influencé par ses plus proches camarades de troupeau. La vision est considérée comme le sens le plus important pour l'organisation du troupeau.
- **Actions d'éviter les collisions :** éviter la collision avec les compagnons à proximité.
- **Vélocité d'équivalence:** essayer de trouver des correspondances de vélocité avec les compagnons à proximité.
- **Centrage du troupeau:** tenter de rester près du troupeau le plus proche. [2.4]

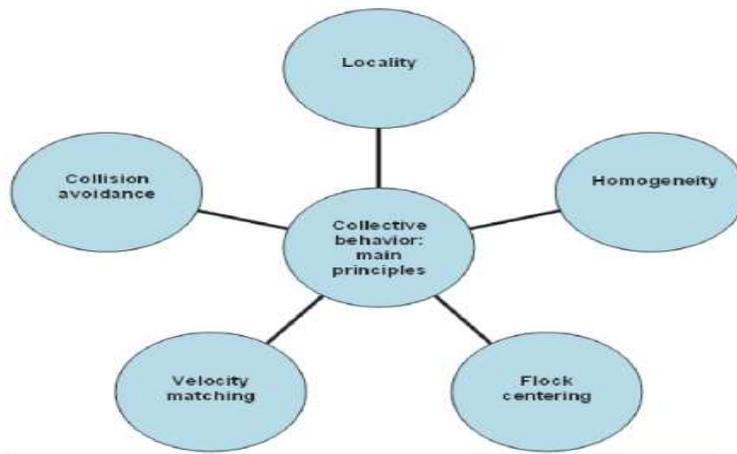


Figure 2.2: Les grands principes du comportement collectif. [2.4]

Les chercheurs ont identifié quatre comportements dynamiques collectifs comme illustré dans la figure 2.3:

- **Essaim:** une totale cohésion, mais un faible niveau de polarisation (alignement parallèle).
- **Tore:** les individus sont en rotation perpétuelle autour d'une base vide (broyage). Le sens de rotation est aléatoire.
- **Dynamique parallèle de groupe:** les individus sont polarisés et constituent un groupe cohérent, mais ils peuvent circuler dans l'ensemble du groupe dont la densité et la forme peut fluctuer.
- **Groupe hautement harmonisé:** beaucoup plus statique en termes d'échange de positions au sein du groupe que le groupe parallèle dynamique et la variation de la densité et la forme sont minimales (figure 2.3).

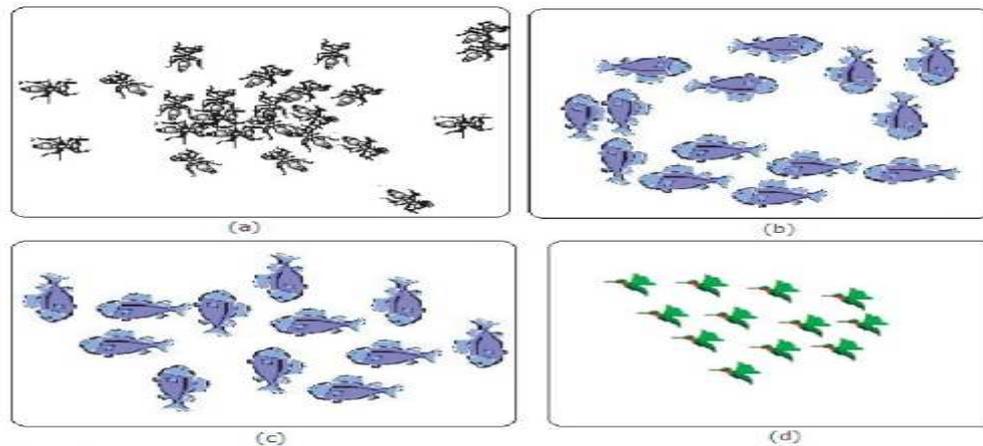


Figure 2.3: Plusieurs modèles de comportement collectif: (a) essaim (b) tore (c) dynamique de groupe parallèle et (d) des groupes parallèles.

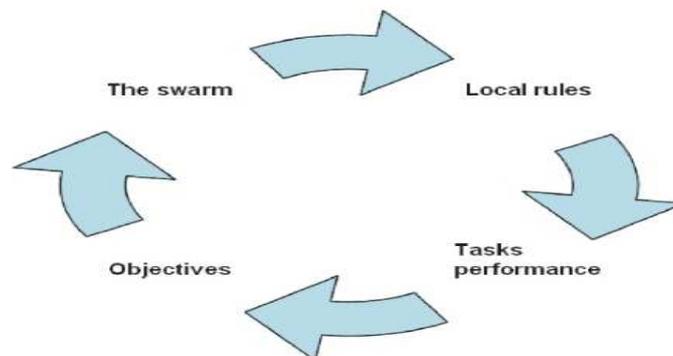


Figure 2.4: Le système simple d'un essaim. [2.4]

2.1.3. La stigmergie :

Définition:

La phéromone est un exemple d'un vecteur de communication qui est appelée stigmergie, définie par Grassé en 1959 [2.5]. Il s'agit d'une forme indirecte de communication, qui se traduit par une modification locale de l'environnement : pour les fourmis c'est le dépôt de la phéromone. Ces échanges d'informations ont rendu possible l'émergence d'une auto-organisation.

2.1.4. 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 insecte est capable d'identifier ses congénères tout en participant lui même à l'identité de sa colonie. [2.6]

2.1.5. Les essais pour l'optimisation :

Depuis 1990, plusieurs algorithmes inspirés des comportements collectifs des insectes et des animaux, ont été proposés. Les domaines d'application de ces algorithmes se réfèrent bien à l'étude des problèmes d'optimisation comme les problèmes difficiles (NP hard) tels que (les problèmes du voyageur de commerce, les problèmes d'affectation quadratique, les problèmes graphiques, les réseaux de routage, le regroupement et l'extraction des données, la planification d'emploi... etc.) L'optimisation par essais particuliers (PSO) et celle des colonies de fourmis (ACO) sont actuellement les plus populaires des algorithmes dans ce domaine. [2.7]

2.1.6. Les insectes vus comme agents artificiels :

Définition: système multi-agents.

On appelle système multi-agents (ou SMA), un système composé des éléments suivants :

- ✓ 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. [2.8]

2.2. Problèmes d'optimisation :

En mathématiques, l'optimisation combinatoire recouvre toutes les méthodes qui permettent de déterminer l'optimum, c.à.d. la valeur maximale ou minimale d'une fonction, parmi un nombre fini de choix, souvent très grand, avec ou sans contraintes.

Les applications concrètes sont nombreuses, que ce soit dans le domaine de la production industrielle, des transports ou de l'économie – partout où se fait sentir le besoin de minimiser des fonctions numériques, dans des systèmes où interviennent simultanément un grand nombre de paramètres [2.9]. Les problèmes d'optimisation peuvent être combinatoires (discrets) ou à variables continues, avec un seul ou plusieurs objectifs (optimisation multiobjectif), statiques ou dynamiques. Cette liste n'est pas exhaustive et un problème peut être à la fois continu et dynamique, etc. [2.9]

Un problème d'optimisation qui inclue la notion de contraintes et d'affectation de valeurs à des variables est défini par :

- un ensemble de variables (x_1, x_2, \dots, x_n)
- un ensemble de domaines de définitions D_1, D_2, \dots, D_n
- un ensemble de contraintes C sur les variables (par exemple, des inéquations, ou bien l'obligation que toutes les variables prennent des valeurs différentes)
- une fonction objectif f que l'on cherche à minimiser : $f: D_1 \times D_2 \times \dots \times D_n \rightarrow \mathbb{R}$

L'ensemble S des solutions possibles peut alors se définir comme :

$$S = \left\{ s = \{(x_1, v_1), \dots, (x_n, v_n)\} \text{ tels que } v_i \in D_i, \text{ et tels que } s \text{ satisfasse} \right. \\ \left. \text{toutes les contraintes } C \right\}$$

Les v_i sont des valeurs possibles affectées aux variables x_i .

L'espace d'état, appelé aussi domaine de recherche, est l'ensemble des domaines de définition des différentes variables du problème. Pour des raisons pratiques et de temps de calcul, l'espace de recherche doit être fini. Cette dernière limitation ne pose pas de problème, puisqu'en général le décideur précise exactement le domaine de définition de chaque variable. [2.9]

2.2.1. Problèmes “d’optimisation difficile” :

Problèmes NP-difficiles :

Les problèmes d’optimisation difficile représentent une classe de problèmes pour lesquels les méthodes directes ou déterministes n’arrivent pas à trouver une solution satisfaisante. Nous pouvons citer, à titre d’exemple, le problème du voyageur de commerce. [2.9]

Quand le nombre de combinaisons possibles devient exponentiel par rapport à la taille du problème, le temps de calcul devient rapidement critique.

Ce temps de calcul devient si problématique que pour certains problèmes, on ne connaît pas d’algorithme exact *polynomial*, c’est-à-dire dont le temps de calcul soit proportionnel à N^n , où N désigne le nombre de paramètres inconnus du problème, et où n est une constante entière. Lorsqu’on conjecture qu’il n’existe pas une telle constante n telle qu’un polynôme de degré n puisse borner le temps de calcul d’un algorithme, on parle alors d’optimisation difficile, ou de problèmes *NP-difficiles* (c’est tout l’objet de la théorie de la NP-complétude) [2.9].

Un problème NP est **Non-déterministe Polynomial** (et non pas *Non polynomial*, erreur très courante).

La classe NP réunit les problèmes de décision pour lesquels la réponse *oui* peut être décidée par un algorithme non déterministe en un temps polynomial par rapport à la taille de l’instance. [2.10]

2.2.2. Structure de voisinage et minimum local :

Soit S un ensemble de solutions possibles à un problème d’optimisation, et soit f la fonction objectif.

Une structure de voisinage N (ou tout simplement un voisinage) est une fonction g qui associe un sous-ensemble de S à toute solution $s \in S$. Une solution $s' \in N$ est dite *voisine* de s .

Une solution $s \in S$ est un *minimum local* relativement à la structure de voisinage N si :

$$f(s) \leq f(s') \quad \forall s' \in N.$$

Une solution $s \in S$ est un *minimum global* si :

$$f(s) \leq f(s') \quad \forall s' \in S.$$

Certaines méthodes d’optimisation, qui partent d’une solution initiale et qui l’améliorent en explorant son voisinage immédiat, présentent l’inconvénient de s’arrêter au premier minimum local trouvé (c’est notamment l’inconvénient de l’algorithme ACO). [2.10]

Comme nous le verrons plus loin, les métaheuristiques contiennent donc souvent une technique ou une astuce permettant d'éviter de se retrouver piégé dans ces minima locaux, en explorant davantage tout l'espace des solutions, de façon à augmenter la probabilité de rencontrer le minimum optimal, c'est-à-dire le minimum global.

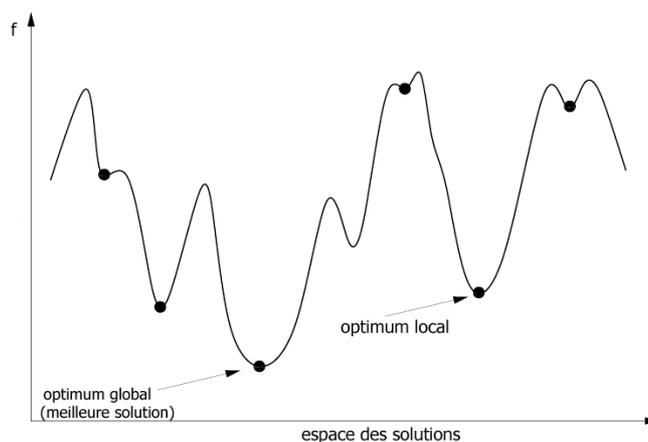


Figure 2.6 : Illustration du minimum globale et du minimum local d'une fonction numérique à une variable.

Dans le cadre de l'optimisation combinatoire, en pratique, on aura tout intérêt à définir le voisinage en considérant l'ensemble des modifications élémentaires que l'on peut appliquer à une solution s donnée, par exemple l'ensemble des permutations (si les solutions peuvent s'écrire sous la forme d'une séquence finie d'éléments, comme le cas se présente fréquemment en optimisation combinatoire)

Si cet ensemble est trop grand, on pourra toujours le réduire à un sous-ensemble, aléatoirement, ou en fonction d'un critère précis. [2.9]

2.2.3. Les différentes méthodes d'optimisation :

2.2.3.1. Méthodes déterministes :

Dans la littérature, nous trouvons de nombreuses méthodes d'optimisation déterministes. Nous pouvons les diviser en deux grandes catégories : les méthodes locales, qui cherchent à converger vers l'optimum le plus proche de la solution courante, en utilisant des méthodes d'exploration dans son voisinage. La méthode de recherche locale la plus célèbre est la descente de gradient. Et les méthodes globales, qui cherchent à faire converger la solution vers l'optimum global de la fonction. En général, ces méthodes procèdent de la façon suivante : avant de commencer le processus de recherche, il faut réaliser un échantillonnage de l'espace de recherche. L'efficacité de ces méthodes dépend de l'adaptation entre la taille de l'échantillonnage et la forme de la fonction objectif. [2.9]

2.2.3.2. Heuristiques et métaheuristiques :

.Optimisation combinatoire :

L' « optimisation combinatoire » consiste à trouver la meilleure solution entre un nombre fini de choix. Autrement dit, à minimiser une fonction, avec ou sans contraintes, sur un ensemble fini de possibilités. Quand le nombre de combinaisons possibles devient exponentiel par rapport à la taille du problème, le temps de calcul devient rapidement critique. [2.9]

.Heuristique :

Afin d'améliorer le comportement d'un algorithme dans son exploration de l'espace des solutions d'un problème donné, le recours à une méthode *heuristique* (du verbe grec *heuriskein*, qui signifie « trouver ») permet de guider le processus dans sa recherche des solutions optimales. [2.10]

Feignebaum et Feldman (1963) définissent une heuristique comme une règle d'estimation, une stratégie, une astuce, une simplification, ou toute autre sorte de système qui limite drastiquement la recherche des solutions dans l'espace des configurations possibles. Newell, Shaw et Simon (1957) précisent qu'un processus heuristique peut résoudre un problème donné, mais n'offre pas la garantie de le faire. [2.10]

.Métaheuristique :

La métaheuristique, elle, se place à un niveau plus général encore, et intervient dans toutes les situations où l'ingénieur ne connaît pas d'heuristique efficace pour résoudre un problème donné, ou lorsqu'il estime qu'il ne dispose pas du temps nécessaire pour en déterminer une. [2.10]

La métaheuristique se définit comme « un processus itératif qui subordonne et qui guide une heuristique, en combinant intelligemment plusieurs concepts pour explorer et exploiter tout l'espace de recherche. Des stratégies d'apprentissage sont utilisées pour structurer l'information afin de trouver efficacement des solutions optimales, ou presque-optimales ». [En 1996, I.H. Osman et G. Laporte] [2.10]

Elle a donc pour objectif de pouvoir être programmée et testée rapidement sur un problème.

Comme l'heuristique, la métaheuristique n'offre généralement pas de garantie d'optimalité, bien qu'on ait pu démontrer la convergence de certaines d'entre elles. Non déterministe, elle incorpore souvent un principe stochastique pour surmonter l'explosion combinatoire. Elle fait parfois usage de l'expérience accumulée durant la recherche de l'optimum, pour mieux guider la suite du processus de recherche. [2.10]

On peut distinguer :

- a- les approches « **trajectoire** » : ces algorithmes partent d'une solution initiale (obtenue de façon exacte, ou par tirage aléatoire) et s'en éloignent progressivement, pour réaliser une trajectoire, un parcours progressif dans l'espace des solutions. [2.10]
- b- les approches « **population** » (ou évolutionnaires) : elles consistent à travailler avec un ensemble de solutions simultanément, que l'on fait évoluer graduellement. L'utilisation de plusieurs solutions simultanément permet naturellement d'améliorer l'exploration de l'espace des configurations.

Une autre manière, plus intuitive, de classifier les métaheuristiques consiste à séparer celles qui sont inspirées d'un **phénomène naturel**, de celles qui ne le sont pas.

Les algorithmes génétiques ou les algorithmes par colonies de fourmi entrent clairement dans la première catégorie, tandis que la méthode de descente, ou la recherche Tabou, vont dans la seconde.

2.2.4. Métaheuristiques à inspiration biologique :

Les informaticiens ont repris les principes d'auto-organisation et d' "émergence", pour définir ce que l'on nomme l'intelligence collective. 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. [2.10]

Dans les sections suivantes nous allons décrire les deux métaheuristiques les plus répandues qui sont l'optimisation par colonies de fourmis ACO, et par colonies d'abeilles BCO.

2.3. L'optimisation par les algorithmes de colonies de fourmis:

Dans cette section, nous présenterons la métaheuristique ACO, pour "Ant Colony Optimization". Toutes ses idées abstraites sont inspirées des travaux de Deneubourg sur les fourmis.

Nous allons tout d'abord exposer les différences et les points communs entre les fourmis virtuelles et les fourmis réelles [Dorigo 03], avant d'exposer en termes plus abstraits la métaheuristique proprement dite. Ceci expliquera comment les fourmis virtuelles peuvent être exploitées pour résoudre un problème d'optimisation combinatoire. [2.11]

2.3.1. Définition:

Les algorithmes de colonies de fourmis sont des algorithmes inspirés du comportement des fourmis et qui constituent une famille de métaheuristicques d'optimisation.

Initialement proposé par Marco Dorigo *et al.* dans les années 1990, pour la recherche de chemins optimaux dans un graphe, le premier algorithme s'inspire du comportement des fourmis recherchant un chemin entre leur colonie et une source de nourriture. [2.11]

Les algorithmes de colonies de fourmis sont une technique probabiliste permettant la résolution de problèmes combinatoires pouvant être réduits à des problèmes de recherche de chemins dans un graphe. Ainsi, cette méthode peut également être appliquée à un grand nombre de problèmes combinatoires en ajustant le processus de construction de la solution.

D'une façon très générale, les algorithmes de colonies de fourmis sont considérés comme des métaheuristicques à population, où chaque solution est représentée par une fourmi se déplaçant sur l'espace de recherche. Les fourmis marquent les meilleures solutions, et tiennent compte des marquages précédents pour optimiser leur recherche. [2.12]



Figure 2.7: Certains comportements des fourmis sont à l'origine d'algorithmes d'optimisation (ici, des fourmis légionnaires du genre *Dorylus*).

2.3.2. Origine :

L'idée originale provient de l'observation de l'exploitation des ressources alimentaires chez les fourmis. En effet, celles-ci, bien qu'ayant individuellement des capacités cognitives limitées, sont capables collectivement de trouver le chemin le plus court entre une source de nourriture et leur nid. [2.11]

Dans l'exemple suivant, 1) la première fourmi trouve la source de nourriture (F), via un chemin quelconque (a), puis revient au nid (N) en laissant derrière elle une piste de phéromone (b). 2) les fourmis empruntent indifféremment les quatre chemins possibles, mais le renforcement de la piste rend plus attractif le chemin le plus court. 3) les fourmis empruntent le chemin le plus court, les portions longues des autres chemins perdent leur piste de phéromones (voir figure 2.8).

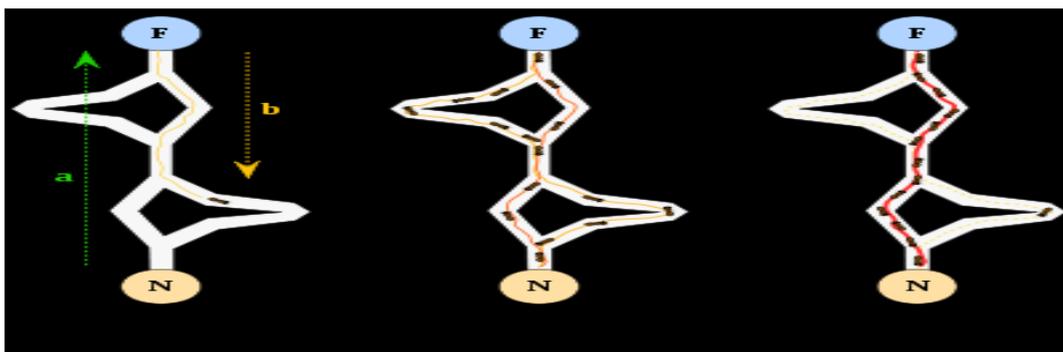


Figure 2.8.

Des biologistes ont ainsi observé, dans une série d'expériences menées à partir de 1989, qu'une colonie de fourmis ayant le choix entre deux chemins d'inégale longueur menant à une source de nourriture avait tendance à utiliser le chemin le plus court. [2.20]

Un modèle expliquant ce comportement est le suivant :

1. une fourmi (appelée « éclairseuse ») parcourt plus ou moins au hasard l'environnement autour de la colonie ;
2. si celle-ci découvre une source de nourriture, elle rentre plus ou moins directement au nid, en laissant sur son chemin une piste de phéromones ;
3. ces phéromones étant attractives, les fourmis passant à proximité vont avoir tendance à suivre, de façon plus ou moins directe, cette piste ;
4. en revenant au nid, ces mêmes fourmis vont *renforcer* la piste ;
5. si deux pistes sont possibles pour atteindre la même source de nourriture, celle étant la plus courte sera, dans le même temps, parcourue par plus de fourmis que la longue piste ;
6. la piste courte sera donc de plus en plus renforcée, et donc de plus en plus attractive ;
7. la longue piste, elle, finira par disparaître, les phéromones étant volatiles ;
8. à terme, l'ensemble des fourmis a donc déterminé et « choisi » la piste la plus courte.

Les fourmis utilisent l'environnement comme support de communication : elles échangent indirectement de l'information en déposant des phéromones, le tout décrivant l'état de leur « travail ». L'information échangée a une portée locale, seule une fourmi située à l'endroit où les phéromones ont été déposées y a accès. [2.11]

2.3.3. Les fourmis réelles:

2.3.3.1. 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 d'algorithmes de résolution de problèmes [2.13].

La communication :

Les insectes sociaux en général, et les fourmis en particulier, ont développé des mécanismes de communication très élaborés. Douze types de réponse mettant en œuvre une forme de communication, ont été définis. Entre ces douze types, la communication chimique est de loin la plus présente chez les fourmis. Les phéromones (mélanges d'hydrocarbures) sont à la base de la communication de nombreuses espèces. Elle présente les avantages suivant [2.13] :

- la diversité des molécules pouvant intervenir permet de fournir des informations qualitatives ;
- la stabilité du signal pour une molécule peu volatile permet d'assurer une certaine permanence.

Par contre, les principaux inconvénients de cette communication chimique sont les suivants :

- elle n'offre que peu d'informations sur la direction ;
- sa propagation est relativement lente et elle est peu adaptée pour la transmission de messages urgents.

La division du travail :

Une des caractéristiques particulièrement intéressante est la capacité des sociétés de fourmis à se partager le travail. Les tâches que doivent accomplir les ouvrières sont en effet multiples :

- la recherche de nourriture
- la construction, l'entretien et la défense du nid...etc.

Toutes ces activités, dont l'importance est variable dans le temps et l'espace, doivent être assurées simultanément pour la survie et le développement de la colonie. C'est essentiellement la plasticité et la dynamique de l'organisation déployée par les fourmis qui nous intéresse.

La construction du nid :

L'architecture des nids construits par les fourmis est un exemple frappant de structure complexe. L'intérêt pour des modèles pouvant expliquer l'apparition de telles structures provient encore une fois de l'organisation distribuée qui est sous-jacente.

Il n'y a pas, à priori, de contrôle centralisé, de coordination de niveau supérieur à l'individu. La structure émerge des interactions interindividuelles et avec l'environnement. La communication indirecte entre les individus est là encore mise à profit. [2.13]

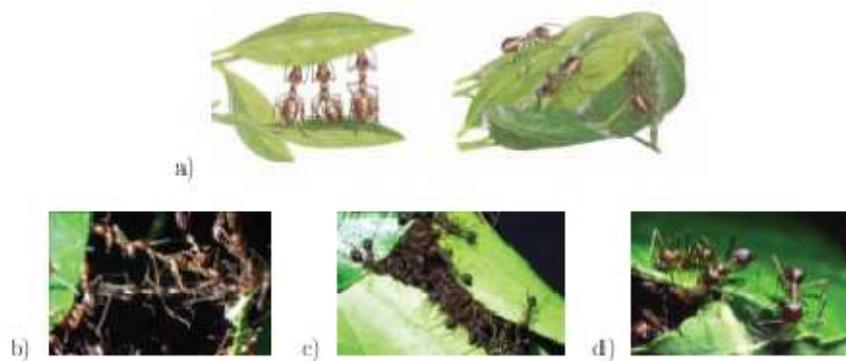


Figure 2.9 : Coopération de fourmis tisserandes pour la construction de leurs nids en feuilles :

Comme illustré dans la figure 2.9, la construction du nid nécessite de rapprocher les feuilles ; si leur écartement est plus faible que la taille d'une fourmi, elles attrapent les deux extrémités et les rapprochent (première image de a et c) ; si elles sont plus éloignées elles construisent des ponts (b). Les extrémités sont ensuite collées avec la soie des larves (seconde image de a et d).

La quête de nourriture ; le fourragement :

La recherche de la nourriture est une activité souvent plus dispersée spatialement que la construction du nid. Cette recherche est une activité risquée (les fourrageuses de *Cataglyphis bicolor* ont par exemple une espérance de vie de 6.1 jours) mais souvent efficace (la quantité de nourriture ramenée au nid au cours d'une vie représente de 15 à 20 fois le poids d'un individu).

La communication peut avoir un impact important, en particulier pour les mécanismes de recrutement dont le principal intérêt collectif est de rassembler les ouvrières sur les sources de nourriture rentables. D'un point de vue plus général, la communication mise en œuvre pour le fourragement peut être considérée comme une forme de mémoire collective quand elle s'appuie sur la modification de l'environnement telle que l'utilisation des phéromones. [2.13]

2.3.3.2. Capacités individuelle :

Les capacités individuelles des fourmis peuvent servir de modèle à des systèmes artificiels tant leur adaptation à leur environnement peut être efficace. Nous citons par exemple les points suivants :

- individuellement, une fourmi possède certaines capacités d'apprentissage, et notamment quand elle se déplace autour du nid. Les expériences de SCHATZ et ses collègues montrent que les fourmis du genre *Cataglyphis* sont capables d'apprendre visuellement des routes familières pour se déplacer entre un site alimentaire et leur nid ;
- du point de vue physique, certaines espèces ont des capacités étonnantes comme les fourmis *Gigantiops destructor* capables de faire des bonds impressionnants et dotées de capacités visuelles inhabituelles ce qui les a rendues difficiles à observer.

La plupart des caractéristiques qui intéressent l'informatique sont cependant collectives. [2.14]

2.3.3.3. Expériences entomologiques :

À Bruxelles, Jean-Louis Deneubourg et ses collègues ont été des pionniers de l'intelligence en essaim. Ils ont montré que les processions de fourmis résultent de la sécrétion par les individus de la phéromone. [2.20]

L'expérience du pont double :

Dans une expérience, des fourmis d'Argentine *Linepithema humile* étaient séparées d'une source de nourriture par deux voies, l'une d'une longueur double de l'autre ; en quelques minutes, elles choisissaient le chemin le plus court. Comment ? Les fourmis suivent des pistes marquées par une phéromone et elles en déposent derrière elles. Les premières fourmis qui

retournent au nid à partir de la source de nourriture ont emprunté le chemin le plus court dans les deux sens : ce chemin, marqué deux fois par la phéromone, attire plus les autres fourmis que le long chemin, marqué une seule fois (voir la figure 2.10).

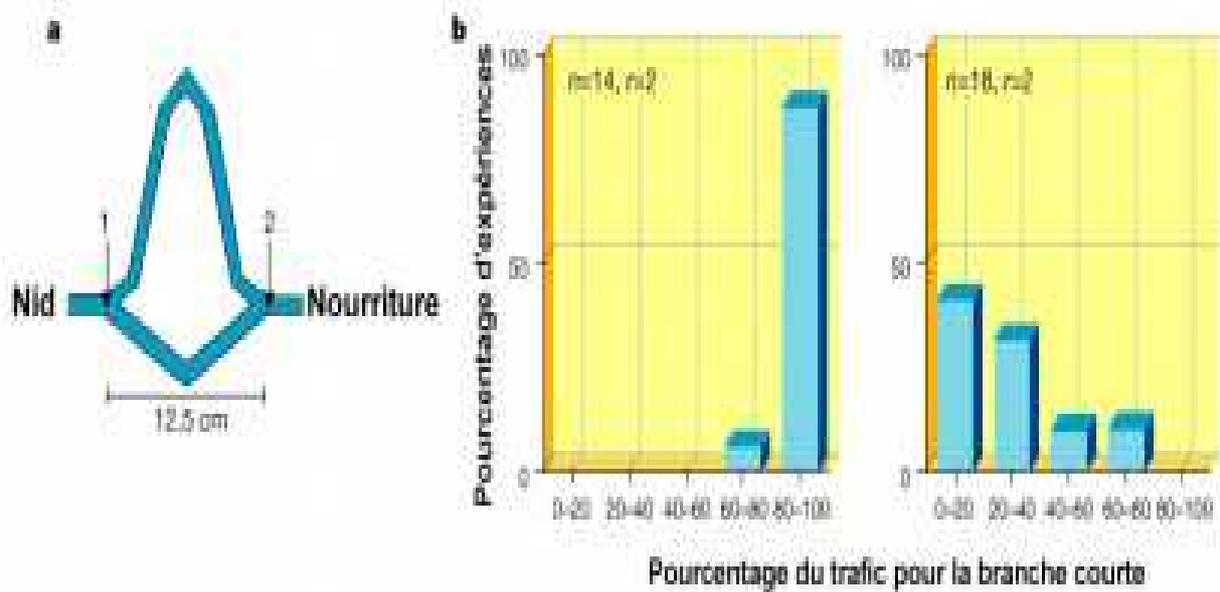


Figure. 2.10 : L'expérience du pont double : a) l'environnement de l'expérience, b) les graphes donnent la distribution des pourcentages de sélection de la branche la plus courte pour un jeu d'expériences.

Toutefois, quand le chemin le plus court n'est ouvert qu'après le chemin le plus long, déjà marqué à la phéromone, les fourmis continuent de parcourir le chemin le plus long. Dans les systèmes artificiels, les informaticiens évitent cet écueil en employant des phéromones volatiles : ainsi, les pistes de phéromone subsistent difficilement sur les chemins les plus longs. Les fourmis virtuelles empruntent alors les voies les plus courtes, même quand elles ont été découvertes plus tardivement. [2.17]

Pont binaire de Deneubourg :

L'expérience montre un nid d'une colonie de fourmis, qui est séparé d'une source de nourriture par un pont à deux voies de même longueur. On laisse évoluer les fourmis sur le pont, on trace ainsi en fonction du temps, le graphe du nombre de fourmis empruntant chaque branche. Le résultat de l'expérience est exposé à la figure 2.11.

L'illustration (a) représente la configuration physique de l'expérience. Le graphique (b) indique l'évolution de ce système en fonction du temps : on constate que les fourmis ont tendance à emprunter le même chemin (par exemple celui du haut) après une dizaine de minutes. [2.15]

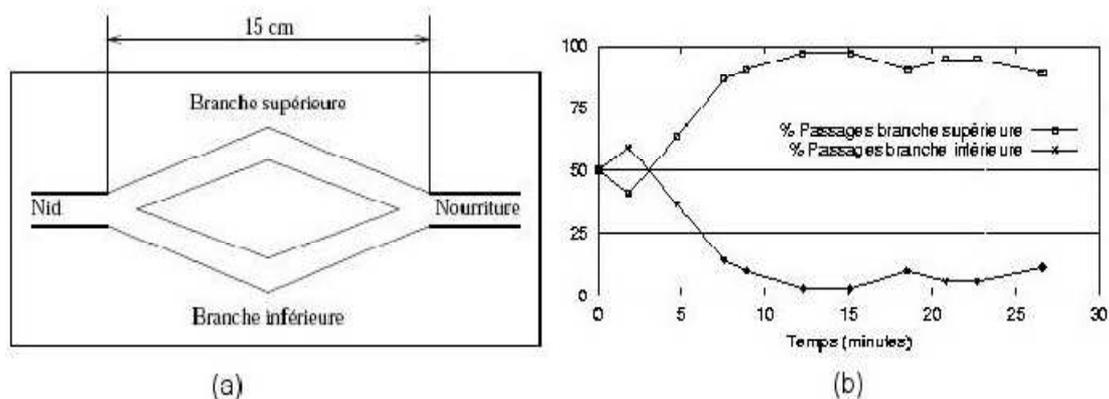


Figure 2.11 : Pont binaire de Deneubourg.

Explication :

Au départ, il n'y a pas de phéromone sur le pont. Donc, chaque branche peut être choisie par une fourmi avec la même probabilité. Néanmoins, dans notre exemple, après une certaine période, des variations aléatoires ont fait qu'un peu plus de fourmis ont choisi le chemin du haut plutôt que celui du bas.

On en déduit que plus les fourmis suivent un chemin, plus ce chemin devient intéressant à suivre. Ainsi la probabilité avec laquelle une fourmi choisit un chemin, augmente avec le nombre de fourmis qui ont pris ce chemin précédemment. [2.15]

2.3.4. Les fourmis artificielles :

Ce comportement naturel des fourmis réelles a été modélisé par des fourmis artificielles et adapté à la résolution des problèmes d'optimisation combinatoires sous le nom de méthaheuristique « Optimisation par Colonies de Fourmis ».

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.

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. [2.16]

Les fourmis artificielles ont aussi d'autres caractéristiques, qui ne trouvent pas leur équivalent dans la nature. En particulier, elles peuvent avoir une mémoire, qui leur permet de se

souvenir de leurs actions passées. Dans la plupart des cas, les fourmis ne déposent une trace de phéromone qu'après avoir effectué un chemin complet, et non de façon incrémentale au fur et à mesure de leur progression. Enfin, la probabilité pour une fourmi artificielle de choisir une piste ne dépend généralement pas uniquement des traces de phéromone, mais aussi d'heuristiques dépendantes du problème permettant d'évaluer localement la qualité du chemin. [2.17]

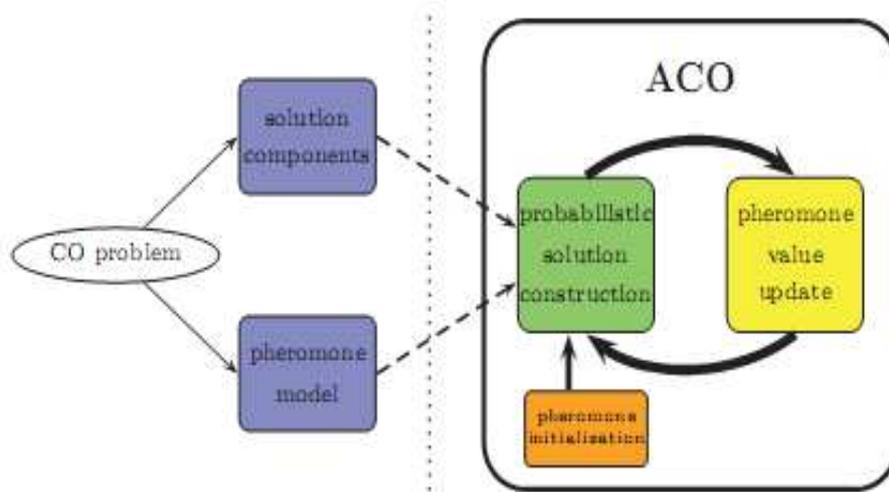


Figure 2.12 : Le cadre de l'ACO.

Les fourmis vues comme des agents

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. [2.18]

Exemple :

Dans une simulation informatique où les phéromones s'évaporent, les informaticiens ont présenté à une colonie artificielle des sources de nourriture identiques, à des distances différentes du nid : les fourmis virtuelles ont exploré leur environnement au hasard, puis elles ont établi des pistes qui relient toutes les sources de nourriture au nid. Elles n'ont d'abord exploité que les sources les plus proches, en entretenant les pistes qui y menaient. Enfin, quand cette nourriture est épuisée, les fourmis virtuelles se sont dirigées vers des sources plus éloignées (figure 2.12). Marco Dorigo et ses collègues de l'Université libre de Bruxelles ont transposé cette stratégie pour résoudre le « problème du voyageur de commerce ». [2.19]

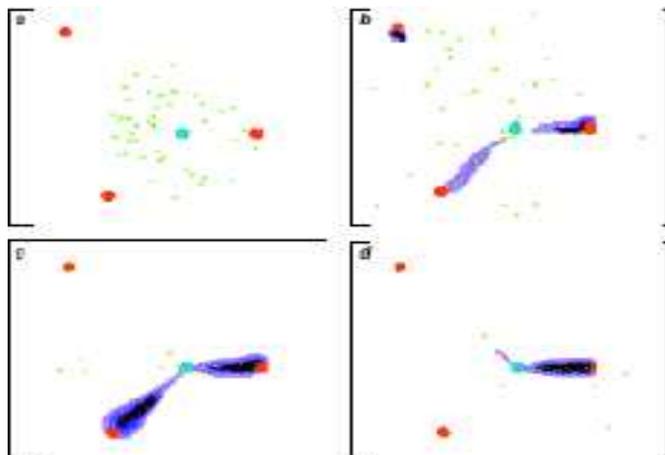


Figure 2.13 : Simulation informatique des fourmis artificielles.

2.3.5. De l'inspiration au modèle mathématique :

L'optimisation par colonies de fourmis a été formalisée en une métaheuristique pour les problèmes d'optimisation combinatoire. Les problèmes d'optimisation combinatoire traités par l'ACO sont généralement représentés par un modèle $M = (S, \Omega, f)$ avec :

S : représente l'espace de recherche défini sur un ensemble fini de variables discrètes $X_i, i = 1, \dots, n$;

Ω : représente l'ensemble des contraintes du problème ;

f : la fonction objectif à minimiser.

Les valeurs possibles de la variable générique X_i sont définies par l'ensemble

$$D_i = \{v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^{|D_i|}\}.$$

Une solution possible $s \in S$ est un assignement complet dans lequel à chaque variable est assignée une valeur en respectant les contraintes de l'ensemble Ω . Une solution $s^* \in S$ est dite optimum global si et seulement si : $f(s^*) \leq f(s), \forall s \in S$. Le modèle combinatoire du problème $M = (S, \Omega, f)$ est utilisé pour le calcul d'un modèle de phéromone utilisé par ACO. [2.12]

Dans l'ACO, les fourmis artificielles construisent une solution à un problème d'optimisation combinatoire en traversant un graphe $G_c = (N, A)$, où N représente l'ensemble des nœuds et A représente l'ensemble des arcs connectant les nœuds.

L'ensemble des composants C peut être associé à N ou à A . Les contraintes du problème sont directement implémentées dans les règles de déplacement des fourmis. Les fourmis se déplacent d'un nœud à un autre le long des arcs, en construisant progressivement une solution partielle. En plus, les fourmis déposent une certaine quantité de phéromone sur les

composants ; soit sur les nœuds ou sur les arcs. La quantité de phéromone déposée $\Delta\tau$ peut dépendre de la solution trouvée. [2.12]

La méthaheuristique 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. Dans la suite on va expliquer en détail le rôle des trois composantes arithmétiques. [2.12]

Algorithme 2.1: Optimisation par colonies de fourmis

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 $k = 1, \dots, n$, nombre de fourmis

 Construire les solutions

Fin Pour

Faire la mise à jour de la phéromone

Fin Quand

Retourner la meilleure solution

Fin

Construction d'une solution :

Un ensemble de m fourmis artificielles construisent les solutions à partir des éléments de l'ensemble fini des composants possibles de la solution :

$$C = \{C_{ij}\}, i = 1, \dots, n \text{ et } j = 1, \dots, |D_i|$$

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 . [2.12]

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 de déplacement la plus utilisée est appelée « règle aléatoire de transition proportionnelle », et est écrite mathématiquement sous la forme suivante :

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

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 de 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. [2.12]

La recherche locale

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. [2.12]

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 réalisé par :

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} :

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

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 $f(s) < f(s') \Rightarrow F(s) \geq F(s'), \forall s \neq s' \in S$,

F est généralement appelée 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. Dans la section suivante, nous allons présenter différentes versions de l'ACO. [2.12]

2.3.6. Principales variantes :

2.3.6.1. Algorithme « Ant System (AS) » pour le problème du voyageur de commerce:

L'importance du premier algorithme inspiré du comportement des fourmis « *Ant System* » réside essentiellement dans sa caractéristique d'être le premier prototype de base à un nombre d'algorithmes basé sur les fourmis. Il est initialement développé pour le problème du voyageur de commerce (PVC) (en anglais : *Travelling Salesman Problem (TSP)*). Il est intéressant d'approfondir le principe du premier prototype pour bien comprendre le mode de fonctionnement des algorithmes de colonies de fourmis. [2.17]

Le PVC consiste à trouver le trajet le plus court (désigné par un tour) reliant nn villes données, chaque ville ne devant être visitée qu'une seule fois. Le problème est plus généralement défini comme un graphe complètement connecté $G_c = (N, A)$ où les villes sont les nœuds N et les trajets entre ces villes, les arêtes A .

Dans l'algorithme AS, à chaque itération t ($0 \leq t \leq t_{max}$), 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 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 possibles 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 du système, qui évolue par apprentissage.

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

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}(t)^\alpha \eta_{ij}^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} \tau_{il}(t)^\alpha \eta_{il}^\beta}, & \text{si } j \notin J_i^k \\ 0 & \text{si } j \in J_i^k \end{cases} \quad (2.3)$$

où α et β sont deux paramètres contrôlant l'importance relative de l'intensité de la piste, τ_i , et 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. Au contraire, avec $\beta = 0$, seules les pistes de phéromone jouent. 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 :

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k(t)} & \text{si } (i,j) \in T^k(t) \\ 0 & \text{si } (i,j) \notin T^k(t) \end{cases} \quad (2.4)$$

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 :

$$\tau_{ij}(t+1) \leftarrow (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (2.5)$$

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 $\tau_0 \geq 0$. Le pseudo-code d'AS est donné par l'algorithme 3.2 : [2.12]

Algorithme 2.2: Algorithme « *Ant System* »

Entrée :

Graphe $G = (N, A)$

Sortie :

Le tour le plus court T^*

Début

Initialiser les pistes 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 visité i

Choisir une ville j dans la liste J_i^k des villes restantes suivant la relation (3.3)

Fin Pour

Faire la mise à jour de la phéromone suivant la relation (3.4)

Fin Pour

Faire l'évaporation de la phéromone suivant la relation (3.5)

Fin Pour

Retourner T^*

Fin

La solution du TSP selon l'algorithme AS peut se formuler sous le pseudo-code suivant : [2.18]

Algorithme 2.3: Algorithme AS-TSP

AS-TSP ()

- (1) Initialisation : $\tau_{ij} \leftarrow \tau_0 \quad \forall (i, j) \in \{1, \dots, n\}^2$, placer aléatoirement chaque fourmi sur une ville
 - (2) **pour** $t = 1$ à $t = t_{max}$ **faire**
 - (3) **pour** chaque fourmi k **faire**
 - (4) Construire un chemin $T^k(t)$ avec la règle de transition 3.3
 - (5) Calculer la longueur $L_k(t)$ de ce chemin
 - (6) **fin pour**
 - (7) Soient T^+ le meilleur chemin trouvé et L^+ la longueur correspondante
 - (8) Mettre à jour les traces de phéromones suivant la règle 3.4
 - (9) **fin pour**
 - (10) **retourner** T^+ et L^+
-

La valeur initiale des τ_{ij} est τ_0 . Concernant le nombre de fourmis, il est raisonnablement proposé d'utiliser autant de fourmis que de villes ($m = n$). [2.19]

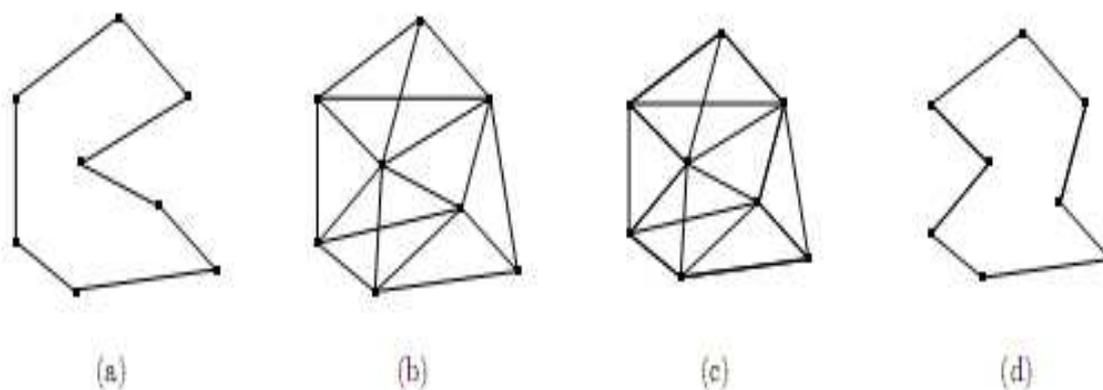


Figure 2.14 : Le problème du voyageur de commerce optimisé par AS.

Dans la figure 2.14, les points représentent les villes et l'épaisseur des arêtes la quantité de phéromone déposée. (a) trajet construit par une fourmi, (b) au début du calcul, tous les chemins sont explorés, (c) le chemin le plus court est plus renforcé que les autres, (d) l'évaporation permet d'éliminer les moins bonnes solutions.

La suite de cette section présente un certain nombre d'extensions proposées autour de l'algorithme AS.

2.3.6.2 Ant System et élitisme :

La première variante de l'algorithme « Ant system » a été proposée dans, elle est caractérisée par l'introduction de fourmis « élitistes ». Dans cette version, la meilleure fourmi (celle qui a effectuée le trajet le plus court) dépose une quantité de phéromone plus grande, dans l'optique d'accroître la probabilité des autres fourmis d'explorer la solution la plus prometteuse. [2.19]

Intuitivement, cette méthode consiste à faire reparcourir le meilleur tour par certaines fourmis artificielles, dites fourmis élitistes. Ces fourmis sont conceptuellement identiques aux autres fourmis, si ce n'est qu'elles choisissent leur chemin de manière déterministe et qu'elles ne se mettent en route que quand toutes les autres fourmis ont terminé un tour. [2.20]

2.3.6.3. Max-Min Ant System : MMAS:

MMAS date de 1997.

Différences avec AS

1. Uniquement le parcours le plus court est mis-à-jour en phéromones.
2. Les valeurs des phéromones sur chaque arc sont bornées par τ_{min} et τ_{max} .

3. Les valeurs des phéromones sur chaque arc sont initialisées à la valeur maximum τ_{max} .
4. La quantité de phéromones que l'on fait évaporer est proportionnelle à sa valeur au moment de la modification, plus les pistes sont fortes plus ses phéromones seront diminués.

Intérêt :

- ✓ On empêche ainsi la monopolisation de certains arcs qui ont été tellement imprégnés au début du processus de recherche qu'ils sont systématiquement parcourus par les fourmis.
- ✓ On permet grâce à cette façon de gérer l'évaporation de tirer vers le bas, les arcs chargés fortement en phéromones afin de vérifier si leur importance est pertinente. De ce fait si ce n'est pas le cas, les pistes plus faiblement chargés pourront leur prendre le pas. [2.21]

2.3.7. Considérations générales sur le choix des paramètres :

Une grande faiblesse d'AS est le nombre élevé de paramètres en jeu. De ce fait, il est très difficile de les doser subtilement. Ceci est sans doute lié à l'absence de modèle mathématique permettant de justifier AS. On pourrait d'ailleurs s'attendre à ce que si un tel modèle existait il ne permettrait sans doute pas d'ajuster les paramètres de manière optimale.

En l'absence d'argumentation rigoureuse, les seules justifications à la disposition des chercheurs pour fixer les paramètres de AS sont des résultats expérimentaux. La synthèse de ces résultats est présentée dans la section suivante. [2.22]

2.3.8. Dilemme Intensification/diversification :**Influence des paramètres α et β :**

Dans les algorithmes de type ACO, comme dans la plupart des cas, il existe plusieurs façons de gérer l'emploi de l'intensification et de la diversification 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. [2.12]

2.3.9. Application :

Les variantes combinatoires peuvent avoir un avantage, par rapport aux autres métaheuristiques, dans le cas où le graphe étudié peut changer dynamiquement au cours de l'exécution : la colonie de fourmis s'adaptera de façon relativement flexible aux changements.

Les algorithmes de colonies de fourmis ont été appliqués à un grand nombre de problèmes d'optimisation combinatoire, allant de l'assignement quadratique aux replis de protéines ou à la surveillance des équipements sous haute tension. [2.1] Comme beaucoup de métaheuristiques, l'algorithme de base a été adapté aux problèmes dynamiques, en variables réelles, aux problèmes stochastiques, multi-objectifs ou aux implémentations parallèles, etc. [2.22]

2.3.10. Perspectives :

Du point de vue informatique, les fourmis artificielles vont très certainement se développer :

- sous certaines hypothèses, AS peut être modélisé comme un processus markovien, ce qui permet de montrer que pour un nombre de fourmis suffisamment grand, la probabilité de trouver l'optimum est aussi proche de 1 que l'on désire ;
- la source d'inspiration n'est pas tarie, de nombreux comportements collectifs n'ont pas encore été exploités.

L'hybridation d'algorithmes à base de fourmis avec d'autres méthodes, généralistes ou dédiées à un domaine, est une source de travaux pratiquement inépuisable. Du point de vue industriel, par contre, il n'y a actuellement que très peu d'applications des fourmis artificielles. Les applications en optimisation sont, nous semble-t-il, les plus aptes à rentrer dans des systèmes opérationnels. [2.22]

2.4. Algorithmes d'optimisation par colonies d'abeilles:

L'algorithme d'optimisation par colonie d'abeilles artificielle BCO (Bee Colony Optimisation) est une métaheuristique d'optimisation récemment définie par Dervis Karaboga et son équipe en 2005 [2.31], motivé par le comportement intelligent des abeilles mellifères. Il est aussi simple que les algorithmes d'optimisation par essaims particuliers (PSO) et les algorithmes différentiels évolutif (DE), et n'utilise que des paramètres de contrôle communs tels que la taille de la colonie et le nombre maximum des cycles. Le BCO comme outil d'optimisation, prévoit une procédure de recherche basée sur une population de solutions (positions d'aliments) qui seront modifiées par les abeilles artificielles avec le temps, le but de l'abeille est de découvrir les sources de nourriture avec une grande quantité de nectar, et de choisir au final celle avec la plus grande quantité. [2.23]

Dans sa version de base, l'algorithme effectue une sorte de recherche à voisinage combiné avec la recherche aléatoire et peut être utilisé à la fois pour l'optimisation combinatoire et l'optimisation fonctionnelle.

L'algorithme BCO utilise une similitude entre la manière dont les abeilles, dans la nature cherchent de la nourriture, et la manière dont les algorithmes fonctionnent pour trouver un optimum de problèmes d'optimisation combinatoire.

L'idée principale derrière le BCO est de créer un système multi-agents (colonie d'abeilles artificielles) capable de résoudre efficacement les problèmes d'optimisation combinatoire dits difficiles. Elles explorent à travers l'espace de recherche, des solutions réalisables. [2.24]

2.4.1. Inspiration biologique :

L'algorithme d'abeilles artificielles a été inspiré par le comportement des abeilles pour trouver de la nourriture et organiser la ruche, le modèle de communication des abeilles a été instrumentalisé dans la conception des agents intelligents. [2.23]

Dans la nature, les abeilles accomplissent des tâches différentes selon le statut de la ruche, une partie pour l'exploration des lieux de nourriture, une autre partie pour l'exploitation, cependant au cours du travail, les abeilles se permutent entre les deux tâches.

2.4.1.1. Le processus de recherche de nourriture dans la nature :

Pour la recherche de nourriture, une colonie d'abeilles mellifères peut s'étendre sur de longues distances (jusqu'à 14 km) et dans de multiples directions pour exploiter un grand

nombre de sources. La colonie prospère par déploiement de ses butineuses dans les champs riches en aliments. [2.24]

Les abeilles-scoutes (appelées également exploratrices ou éclaireuses) vont faire un balayage du lieu avoisinant afin de trouver des sources de nourriture. Elles cherchent des sources de pollen, de nectar et de la propolis.

En revenant à la ruche les abeilles fournissent des informations sur la qualité, la quantité et la distance de la source d'approvisionnement. [2.25]

La communication des abeilles concernant les sources de nourriture se fait par des danses sur ce qu'on appelle 'la piste de danse', chaque abeille exploratrice essaie par une danse (rituel appelé «danse frétilante») de faire la promotion de la location de nourriture qu'elle a trouvée. Les butineuses employées partagent leurs informations en proportion avec la rentabilité de leurs sources de nourriture. Comme l'information qui circule à leur sujet augmente, la probabilité des abeilles libres de choisir les sources les plus rentables augmente également.

Chaque abeille libre choisit une des abeilles exploratrices et la suit jusqu'à la source de nourriture. En revenant à la ruche cette dernière lâche ce qu'elle a ramené et selon les caractéristiques de la source elle décide soit de :

- a- continuer à ramener de la nourriture en faisant de la promotion de sa location afin de recruter d'autres abeilles,
- b- devenir une abeille exploratrice.

L'abeille décide pour l'une des possibilités à l'aide d'un mécanisme basé sur les caractéristiques de la source de nourriture (qualité, quantité, distance de la ruche, . . .).

Le modèle optimal de la sélection du fourrage qui conduit à l'émergence de l'intelligence collective des essaims d'abeilles se compose de trois éléments essentiels: les sources de nourriture, les abeilles travailleuses (dans la ruche), les abeilles inactives ou libres et les butineuses. [2.25]

a. Les sources alimentaires

La «rentabilité» d'une source de nourriture est liée à plusieurs facteurs tels que sa proximité du nid, sa richesse, et la facilité d'extraction de l'aliment.

b. Les butineuses:

Ces butineuses sont associées à une source de nourriture spécifique qu'elles exploitent. Elles portent l'information à la ruche et la partagent avec d'autres butineuses en attente dans la ruche par des danses particulières (figure 2.15)



Figure 2.15 : Abeille carnolienne butinant sur une verge d'or.

c. Les abeilles libres:

Ces abeilles se composent de scoutesses et de spectatrices. Les scoutesses cherchent au hasard dans le milieu environnant de nouvelles sources de nourriture, et les abeilles spectatrices en attente dans la ruche détectent une source de nourriture par le biais de l'information qui leur est présentée.[2.26]

2.4.1.2. La danse des abeilles comme outil de communication

Karl von Frisch mena des études sur l'abeille carnolienne (*Apis mellifera carnica*). Il trouva que les informations sur les zones de butinage peuvent être transférées d'abeille à abeille. Ceci s'effectue au moyen d'une danse qui s'exécute selon deux modalités :

- la danse en rond, pour une ressource à proximité de la ruche (moins d'une cinquantaine à une centaine de mètres), où l'information principale est l'odeur de la fleur à exploiter que la danseuse porte sur son corps ;
- la danse frétillante (figure 2.16), plus complexe, qui indique la direction par rapport au soleil de la zone à explorer, par l'orientation de l'axe de la danse par rapport à la verticale ; la distance de la zone, par la vitesse du frétillement ; et la nature du butin, par l'odeur dont le corps de la danseuse est imprégnée.

La définition de l'objectif par la danse frétillante est assez précise pour que les abeilles qui ont suivi la danse puissent retrouver l'objectif, même s'il faut faire des détours pour l'atteindre. [2.27]



Figure 2.16 (a) : La **danse frétillante** - l'abeille se déplaçant par rapport à la ruche indique la direction, si elle se déplace verticalement vers le haut la direction de la source est directement vers le Soleil, la durée de la partie oscillante de la danse signifie la valeur de la distance.

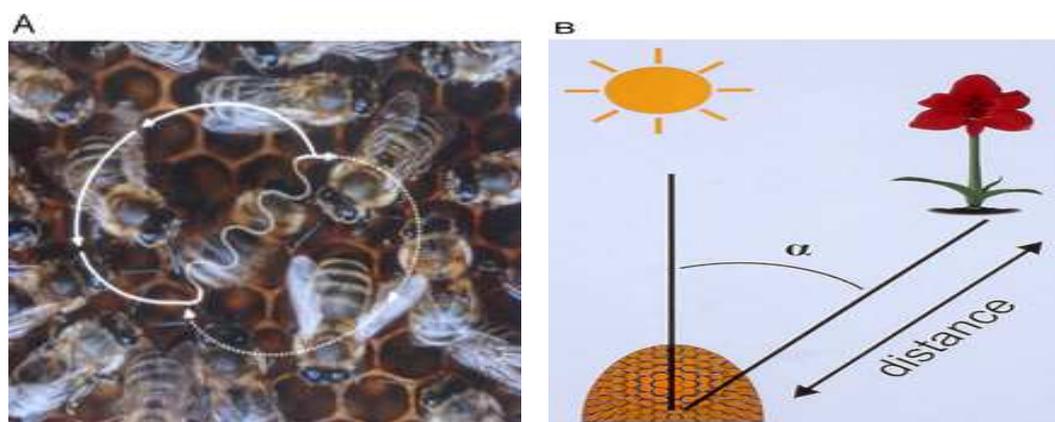


Figure 2.16 (b): Danse frétillante Eight-forme de l'abeille (*Apis mellifera*). (A) L'abdomen de la danseuse semble flou en raison du mouvement rapide de gauche à droite de son frétillement. (B) Un frétillement orienté à 45° vers la droite du soleil indique une source de nourriture à cet endroit en dehors de la ruche. [2.23]

2.4.2. Le cadre formel de l'optimisation par colonies d'abeilles artificielles :

2.4.2.1 Le modèle BCO (Bee Colony Optimisation) :

L'Optimisation par colonie d'abeilles est une méta-heuristique récemment proposée, inspirée par la nature. Elle a été appliquée avec succès à de nombreux problèmes d'optimisation combinatoire, la plupart du temps dans les transports, l'emplacement, et les domaines de planification. Dans cette enquête, nous donnons une brève description de l'algorithme BCO, de ses paramètres et applications.

La métaheuristique BCO:

La méta-heuristique d'optimisation par colonies d'abeilles (BCO) appartient au groupe des techniques de l'intelligence en essaims. Dans la période 1999-2002, les concepts de base de BCO ont été introduits par Dusan Teodorovi'c et Panta Luci'c en faisant des recherches à Virginia Tech. [2.25]

Le BCO est une méta-heuristique inspirée par la nature qui peut être appliquée pour trouver des solutions de problèmes difficiles d'optimisation combinatoire. Afin de montrer les caractéristiques de base de la métaheuristique BCO proposée, nous allons d'abord décrire ses étapes comme une analogie avec les abeilles de la nature, puis on présente un pseudo-code pour sa mise en œuvre.

Le BCO proposé est basé sur le concept constructif. Il a été conçu comme une méthode qui crée des solutions dans les étapes de l'exécution. [2.29]

2.4.2.2. Description de l'algorithme BCO :

Les abeilles artificielles vivent dans un environnement caractérisé par un temps discret. La colonie d'abeilles artificielles recherche en collaboration pour la solution optimale d'un problème donné. Chaque abeille artificielle génère une solution au problème.

A chaque passe en avant (forward pass), chaque abeille artificielle visite des composants de la solution NC, crée une solution partielle, et retourne à la ruche. Selon l'idée-clé dans la version présente de l'algorithme BCO, la ruche est un objet non naturel, sans localisation précise et n'influe pas l'exécution de l'algorithme. Il est utilisé juste pour désigner le point de synchronisation au cours duquel, les abeilles font l'échange d'informations sur l'état de la recherche de nourriture. Le nombre de composants de la solution NC à visiter en une passe avant (forward pass) est prescrit par l'analyste au début du processus de recherche.

Par exemple, engager les abeilles Bee1, Bee2, . . ., Bee B dans la résolution d'un problème constitué de NC composants. Dans le cas où $NC = 1$, à chaque passe avant (forward pass) les abeilles sont censés visiter un seul composant.

Une situation possible après la troisième passe avant est illustrée sur la figure 2.18. Ayant obtenu de nouvelles solutions partielles, les abeilles se réunissent à la ruche et commencent la passe arrière (backward pass). Dans la passe arrière, toutes les abeilles artificielles partagent des informations au sujet de la qualité de leurs solutions partielles. Une fois toutes les solutions évaluées, chaque abeille décide avec une certaine probabilité si elle restera fidèle à sa solution ou non. Les abeilles avec de meilleures solutions ont plus de chances de garder et d'annoncer leurs solutions. Les abeilles artificielles qui sont fidèles à leurs solutions partielles sont des recruteuses en même temps, i.e. leurs solutions seraient annoncées.

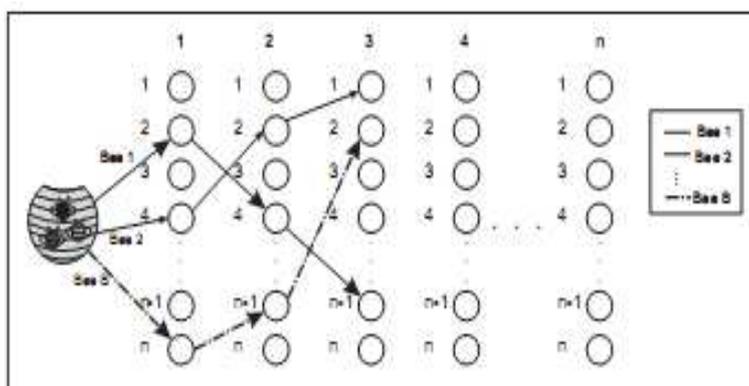


Figure 2.18 : Une illustration de la troisième passe avant.

Une fois la solution est abandonnée par une abeille, elle devient non engagée et a à sélectionner l'une des solutions annoncés.

Cette décision est aussi prise avec une probabilité, de sorte que les meilleures solutions annoncées ont plus de possibilité d'être choisi pour une exploration plus poussée. De telle manière, au sein de chaque passe arrière toutes les abeilles sont divisées en deux groupes (les recruteuses R, et le reste B - R abeilles engagées) comme il est montré sur la figure 2.19

Les valeurs de R et B - R sont le passage d'une passe arrière à un autre.

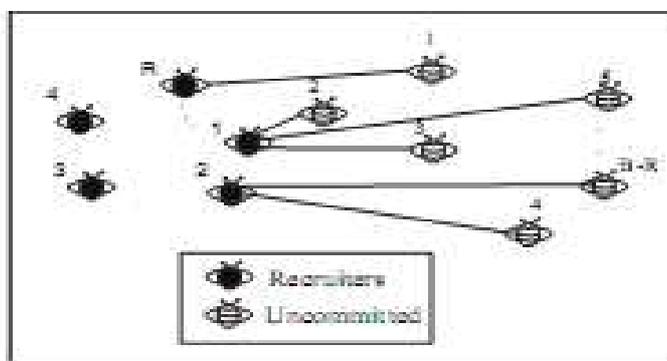


Figure 2.19 : Processus de recrutement des abeilles. En noire : les abeilles recruteuses et en gris : les abeilles libres.

Dans le cas de l'exemple précédent et après avoir comparé toutes les solutions partielles générées par Bee 2, cela l'a décidé d'abandonner la solution partielle déjà générée et va rejoindre Bee B (voir Figure 2.20).

Bee 2 et Bee B "volent ensemble" le long de la voie déjà générée par Bee B.

Dans la pratique, cela signifie que la solution partielle générée par Bee B est associée (copié) à Bee 2 également.

Quand elles atteignent la fin de ce commun chemin, elles sont libres de prendre une décision individuelle de la prochaine étape constructive à réaliser.

La Bee 1 gardera une solution partielle déjà générée, sans être choisie par l'une des camarades engagées dans ruche, et par conséquent, elle effectuera de nouvelles étapes constructives de façon indépendante.

La situation décrite est illustrée sur la figure 2.20.

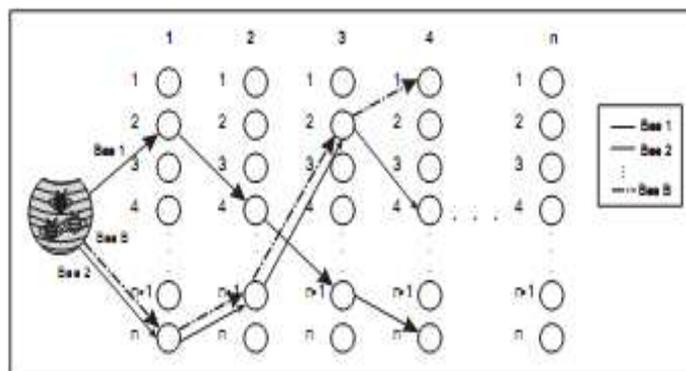


Figure 2.20 : Un exemple de solutions partielles.

Les deux phases de l'algorithme de recherche, passe avant et arrière, sont en alternance afin de générer toutes les solutions requises possibles (une pour chaque abeille). Lorsque toutes les solutions seront terminées, la meilleure est déterminée, elle est utilisée pour mettre à jour la meilleure solution globale et une itération du BCO est accomplie.

À ce stade, toutes les solutions B sont supprimées, et la nouvelle itération pourrait commencer. Le BCO s'exécute itération par itération, jusqu'à ce qu'une condition d'arrêt soit atteinte. [2.31]

Les conditions d'arrêt possibles pourraient être, par exemple, le nombre total maximum d'itérations, le nombre total maximum d'itérations sans amélioration de la fonction objectif, temps maximum autorisé le CPU... etc.

A la fin, la meilleure solution trouvée (appelée globale) est rapporté comme la dernière. Les décisions liées à des probabilités, décision de fidélisation et de recrutement, sont généralement résolus en utilisant l'algorithme RWS (roulette wheel selection).

Pseudo-code de l'algorithme d'optimisation par colonies d'abeilles (BCO) :

Les paramètres de l'algorithme qui doivent être réglés avant son exécution sont :

- ✓ B - Le nombre d'abeilles dans la ruche;
- ✓ NC - Le nombre de mouvements (pas) constructifs au cours d'une passe avant.

Au début de la recherche, toutes les abeilles sont dans la ruche. Le pseudo-code de l'algorithme BCO pourrait être décrit de la manière suivante:

Algorithme 2.5 : Algorithme BCO :

- (1) Initialisation: une solution triviale (vide) est affecté à chaque abeille;
 - (2) Pour chaque abeille: **la passe avant
 - (A) Définir $k = 1$; ** (compter les constructifs dans la passe avant)
 - (B) Évaluer tous les mouvements constructifs possibles;
 - (C) Choisissez un mouvement en utilisant le RWS;
 - (D) $k = k + 1$; Si $k \leq NC$ retour à l'étape (B).
 - (3) Toutes les abeilles sont de retour à la ruche; ** (commencer la passe arrière)
 - (4) Evaluer la valeur (partielle) de la fonction objectif pour chaque abeille;
 - (5) Chaque abeille décide au hasard de poursuivre ou pas sa propre exploration et de devenir un recruteur, ou une recrutée;
 - (6) Pour chaque recrutée, choisissez une nouvelle solution de recruteur par le RWS;
 - (7) Si les solutions ne sont pas complètes, retourner à l'étape (2);
 - (8) Evaluer toutes les solutions et trouver la meilleure ;
 - (9) Si les critères d'arrêt n'est pas atteint ,aller à l'étape 2;
 - (10) Renvoyer la meilleure solution trouvée.
-

Les étapes (2) et (4) sont des problèmes de paramétrage qui doivent être réglés pour chaque mise en œuvre de l'algorithme (chaque implémentation). [2.31]

D'autre part, il existe des formules spécifiant les étapes (5), la décision de fidélité, et (6), processus de recrutement, et elles sont décrites dans le reste de cette section.

2.4.2.3. Décision de fidélité :

La probabilité que la b -ième abeille (au début de la nouvelle passe avant) soit fidèle à sa solution partielle précédemment générée est exprimée comme suit:

$$p_b^{u+1} = e^{-\frac{O_{max}-O_b}{u}}, \quad b = 1, 2, \dots, B \quad (2.6)$$

Où :

O_b : la valeur normalisée de la fonction objectif de la solution partielle créée par la b -ième abeille;

O_{max} : la maximale parmi toutes les valeurs normalisées de la solution partielle qui doit être

comparée;

u : le nombre ordinaire de la passe avant (par exemple, $u = 1$ pour la première passe avant, $u = 2$ pour la deuxième passe avant... etc.)

Discutons la relation (1) dans quelques détails :

La meilleure solution partielle générée (a plus grande valeur de O_b), a une plus grande probabilité que l'abeille b soit loyale envers elle.

Plus le nombre ordinaire de la passe avant est plus grand, plus l'influence de la solution partielle déjà découverte est plus grande. Ceci est exprimé par le terme u dans le dénominateur de l'exposant (la relation (2.6)).

En d'autres termes, au début du processus de recherche, les abeilles sont "plus courageuses" pour explorer l'espace des solutions. Plus elles font de passes avant, moins elles ont du courage pour explorer l'espace des solutions. Plus nous nous approchons de la fin du processus de recherche, plus les abeilles sont focalisées sur la solution partielle déjà connue.

En utilisant la relation (2.6) et un générateur de nombres aléatoires, chaque abeille artificielle décide de devenir recrutée, ou de continuer à explorer le chemin déjà connu. [2.31]

2.4.2.4. Le processus de recrutement :

Chaque abeille inactive décide, avec une certaine probabilité, quelle abeille recruteuse doit suivre. La probabilité que la solution partielle de l'abeille b serait choisie par une abeille non engagée est égal à:

$$p_b = \frac{O_b}{\sum_{k=1}^R O_k}, \quad b = 1, 2, \dots, R \quad (2.7)$$

Où :

O_k ; représente la valeur normalisée de la fonction objectif de la k -ième solution partielle annoncée.

R désigne le nombre de recruteuses.

En utilisant la relation (2.7) et un générateur de nombres aléatoires, chaque abeille engagée rejoint une recruteuse. [2.31]

2.4.2.5. Applications de l'optimisation par colonies d'abeilles :

Résolution du problème du voyageur de commerce par BCO

Luci'c et Teodorovi'c [Luci'c et Teodorovi'c 2001; 2002; 2003a] ont testé l'approche de l'optimisation par colonie d'abeilles dans le cas du problème du (TSP).

Le fameux problème TSP est défini de la manière suivante: Compte tenu de n nœuds, trouver l'itinéraire le plus court qui commence par un nœud spécifique, passe par tous les autres nœuds exactement une fois et se termine dans le celui de départ. [2.30]

Ils ont estimé un TSP symétrique lorsque la distance du nœud (i) au nœud (j) est la même que celle du nœud (j) au nœud (i). Des auteurs ont appelé la première version de BCO - "Système-abeille". (Bee-system) « Bee-System » avait plus de similitudes avec le comportement des abeilles dans la nature, que la version récente de cet algorithme. La principale différence entre ces deux versions réside dans le fait que la ruche a un rôle crucial dans la précédente. La ruche a emplacement spécifique qui pourrait aussi être modifié pendant le processus de recherche. L'autre différence est que les abeilles ne sont pas toutes engagées, au début du processus de recherche. Les abeilles éclaireuses lancent la recherche, et à chaque étape de nouvelles abeilles s'y joignent par le processus de recrutement. [2.32]

Un algorithme BCO pour la résolution du TSP est proposé comme suit:

Algorithme 2.6: BCO with 2-opt local search for TSP

Procédure BCO

Initialize_Population()

while stop criteria are not fulfilled **do**

while all bees have not built a complete path **do**

 Observe_Dance()

 Forage_ByTransRule()

 Perform_2-Opt()

 Perform_Waggle_Dance ()

end while

end while

end procedure BCO

Conclusion :

Le BCO représente un cadre algorithmique général pertinent pour divers problèmes d'optimisation tels que la gestion, l'ingénierie et le contrôle, et il peut toujours être adaptée à un problème spécifique. Le Procédé BCO est basé sur le concept de coopération, ce qui augmente

l'efficacité des abeilles artificielles et permet la réalisation des objectifs qui ne pourraient pas être atteints individuellement. Le BCO a la capacité, à travers l'échange d'informations et le processus de recrutement, d'intensifier la recherche dans les zones prometteuses de l'espace de solution. Quand c'est nécessaire, le BCO peut aussi diversifier la recherche: la liberté de prendre une décision individuelle constitue l'élément de diversification. Le BCO a déjà été effectivement appliquée à certains problèmes d'optimisation combinatoire.

D'autre part, le BCO n'a pas été largement utilisé pour résoudre des problèmes réels et les résultats théoriques soutenant ce concept se font toujours rares. Sur la base des résultats obtenus des expériences, de nouveaux modèles fondés sur les principes de BCO (autonomie, fonctionnement distribué, auto-organisation) devraient contribuer de manière significative à la résolution de complexes problèmes de l'ingénierie, de la gestion et de contrôle. Jusqu'à présent, la voie la plus importante de la recherche future est la validation mathématique de l'approche BCO.[2.33]

Références bibliographiques:

2.1. Le domaine de l'intelligence en essaim.

[2.1] **E. Bonabeau, M. Dorigo, G. Théraulaz**, "Swarm intelligence", Oxford university press, 1999, pp. 1-8.

[2.2] **G. Beni, J. Wang**, "Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems", Proceed. NATO Advanced Workshop on Robots and Biological Systems, Tuscany, Italy, June 26–30 1989.

[2.3] **M. Lewis, Anthony, Bekey, A. George**, "The Behavioral Self-Organization of Nanorobots Using Local Rules", Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 1992, pp. 11-17

[2.4] **Miller, Peter**, "Swarm Theory", *National Geographic Magazine*, (July 2007).

[2.5] **J. Dréo, A. Petrowski, É. Taillard, P. Siarry**, "Métaheuristiques pour l'optimisation difficile", Français, Édit. Eyrolles, Paris, Septembre 2003, pp. 176-256.

[2.6] **X. Yu, M. Gen**, "Introduction to Evolutionary Algorithms ", Edit. Springer 2010, pp 327-351.

[2.7] **J.R. Gonzalez, D.A. Pelta, C. Cruz, G. Terraza, N. Krasnogor**, "Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization", (NICSO), Edit. Springer, 2010, pp. 53-64.

[2.8] **J. Ferber**, "Les Systèmes multi-agents, vers une intelligence collective", Inter Edition, Paris, 1995. pp. 56

2.2. Problèmes d'optimisation

[2.9] **B. Autin**, "Les métaheuristiques en optimisation combinatoire", Mémoire présenté en vue d'obtention de l'examen probatoire en informatique, Conservatoire National des Arts et Métiers, Paris, Mai 2006, pp. 11-35.

[2.10] **W. Tfaili**, "Conception d'un algorithme de colonie de fourmis pour l'optimisation continue dynamique", Thèse de doctorat, Université Paris 12, Val de Marne, 2007, pp. 6-11.

2.3. Optimisation par colonie de fourmis :

[2.11] **M. Dorigo**, "From Ant Colonies to Artificial Ants: First International Workshop on Ant Colony Optimization», Brussels, Belgium, 15-16 October 1998.

<http://iridia.ulb.ac.be/ants98/ants98-cfp.html>

[2.12] **H. Boubertakh**, "Contribution à l'optimisation par algorithmes évolutionnaires des contrôleurs flous", Thèse de doctorat, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, 2009, pp. 38-51.

[2.13] **N. Monmarché**, "Algorithme de fourmis artificielles-application à la classification et à l'optimisation", Université François Rabelais Tours, France, Décembre 2000, pp. 5-45.

[2.14] **W. Tfaili**, "Conception d'un algorithme de colonie de fourmis pour l'optimisation continue dynamique", Thèse de doctorat, Université Paris 12, Val de Marne, 2007, pp. 12-25.

[2.15] **J. Dréo**, "Adaptation de la méthode des colonies de fourmis pour l'optimisation en variables continues. Application en génie biomédical", Thèse de Doctorat, Université de Paris 12, Décembre 2004, pp 5-20.

[2.16] **M. Dorigo, T. Stützle**, "Ant colony optimization", Edit. Massachusetts Institute of Technology, Vol. 1, 2004, pp 1-117.

[2.17] **A. Costanzo, T. LUONG, V.G. Marill**, "Optimisation par colonies de fourmis", Mai 2006, pp 4-33.

[2.18] **J. Gaboriau**, "Optimisation par colonie de fourmis et recherche locale", Laboratoire d'Études et de Recherche en Informatique d'Angers, France, Septembre 2003, pp 25-30.

[2.19] **O. Roux**, "La mémoire dans les algorithmes à colonie de fourmis : applications à l'optimisation et à la programmation automatique", Thèse de doctorat, Université du littoral côte d'Opale, Décembre 2001, pp 17-50.

[2.20] **S. Goss, S. Aron, J.L. Deneubourg, J.M. Pasteels**, "The self-organized exploratory pattern of the Argentine ant", Naturwissenschaften, Vol. 76, 1989, pp. 579-581.

[2.21] **T. Stützle, H.H. Hoos**, "MAX MIN Ant System, Future Generation Computer Systems", Vol. 16, 2000, pp. 889-914.

[2.22] **V. Maniezzo, A. Carbonaro**, "Ant colony optimization: An overview", *Scienze dell'informazione*, University of Bologna Italy, Vol. 1, N° 20, Juin 1999, pp. 1-13

2.4. Optimisation par colonie d'abeilles :

[2.23] **F. Muddassar**, "Bee-Inspired Protocol Engineering From Nature to Networks", Edit. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2009, pp. 147-184.

[2.24] **D. Karaboga, B. Basturk**, "Artificial bee colony (ABC) optimization algorithm for solving constrained optimization problems", Vol. 4529, Edit. Springer, Berlin.2007, pp. 789-798.

[2.25] **D. Teodorovic, M. Selmic**, "Bee Colony Optimization: The Applications Survey", University of Belgrade, Faculty of Transport and Traffic Engineering, 2011, pp 1-8.

[2.26] **D. Karaboga, C.Ozturk**, "A novel clustering approach: Artificial Bee Colony (ABC) algorithm, *Applied Soft Computing*, Elsevier", In Press, Netherlands. 2010.

[2.27] **D.T. Pham, A. Afify, E. Koç**, "la formation des cellules de fabrication en utilisant l'algorithme abeilles", *IPROMS, machines de production innovants et des systèmes de conférence virtuelle*, Cardiff, Royaume-Uni, 2007.

[2.28] **D.T Pham, E. Koç, J.Y Lee, J. Phruksanant**, "En utilisant l'algorithme abeilles pour planifier des tâches pour une machine", *PROC, huitième Conférence internationale sur la métrologie laser CMM, et de la performance de machines-outils, LAMDAMAP, Euspen*, Cardiff, Royaume-Uni, 2007, pp. 430-439.

[2.29] **D.T. Pham, A. Ghanbarzadeh, E. Koç, S. Otri, S. Rahim, M. Zaidi**, "L'algorithme abeilles - un nouvel outil pour les problèmes d'optimisation complexes ", *Actes de la Conférence IPROMS* , 2006, pp. 454-461.

[2.30] **L.P. Wong, M.Y.H. Low, C.S. Chong**, "Bee Colony Optimization with Local Search for Traveling Salesman Problem", *School of Computer Engineering*, Singapore, 2010, pp. 1-7

[2.31] **D. Teodorovic, M. Dell'Orco**, "Bee Colony Optimization – a cooperative learning approach to complex transportation problems", 2001, pp 1-10

[2.32] **A. Kaur, S. Goyal**, "A bee colony optimization algorithm for code coverage test suite prioritization", *International Journal of Engineering Science and Technologies (IJEST)* Vol. 3, N° 4 April 2011, pp 1-10

[2.33] **Mc. Caffrey**, "Generation of pair wise test sets using a simulated Bee Colony Algorithm", *10th IEEE International Conference*, IEEE Press Piscataway, NJ, USA, 2009, pp. 115-119.

Chapitre 3

Application de l'algorithme ACO au diagnostic de l'huile de transformateurs

Introduction:

L'Algorithme de colonies de fourmis (ACO) est destiné à résoudre des problèmes combinatoires, comme le problème de trouver le trajet le plus court du voyageur de commerce (TSP).

Formellement; un problème d'optimisation combinatoire est un triplet (S, f, Ω) , où S est l'ensemble des solutions candidates, f est une fonction d'objectif qui associe une valeur objective à chaque solution « s » appartenant à l'ensemble S , et Ω est l'ensemble de contraintes. L'ensemble de solution « $\hat{S} \subseteq S$ » qui satisfait les contraintes « Ω » s'appelle l'ensemble des solutions faisables ou réalisables (feasible solutions).

Le but est de trouver la solution réalisable optimale « $s \in \hat{S}$ ». Pour un problème de minimisation ça consiste à trouver la solution « \hat{s} » telle que « $f(\hat{s}) < f(s)$ » pour tous « $s \in \hat{S}$ », pour un problème de maximisation ça consiste à trouver la solution « \hat{s} » telle que « $f(\hat{s}) > f(s)$ » pour tous « $s \in \hat{S}$ ». [3.1]

Notre travail consiste à reformuler le problème de diagnostic des huiles de transformateur afin de pouvoir bénéficier de l'algorithme ACO. A première vue, le problème à notre disposition n'est pas un problème combinatoire, la difficultés qui se pose est de le rendre ainsi.

3.1. Formulation du problème de diagnostic de l'huile de transformateurs par l'ACO :

On dispose d'une base de données constituée d'un certain nombre d'échantillons dont on connaît la décision à partir des résultats provenant des tests physico-chimiques déjà effectués, les échantillons de cette base de données sont regroupés selon leurs décision en quatre classe (garder, filtrer, régénérer, jeter), le problème est de déterminer la décision pour un échantillon quelconque en se basant sur cette base de données et en se servant de l'ACO.

L'idée principale est que les fourmis artificielles vont faire une comparaison de l'échantillon en question avec les échantillons de la base de données selon une certaine fonction de performance (comparaison), et prendre la décision associée à l'échantillon le plus similaire.

L'idée décrit ci-dessus est générale, et dans ce qui suit on décrira un algorithme plus détaillé.

Dans cet algorithme les fourmis vont faire des tours constitués d'un certain nombre de pas et comparer selon une fonction de performance pour donner comme solution, le tour dont les échantillons qui le constitue sont les plus similaires à l'échantillon à diagnostiquer, et afin de rendre la solution plus lisible, on calcule « des pourcentage de similitude », si les éléments constituant le tour appartiennent tous à la classe garder, la solution serait 100% garder, et si ce nombre est de moitié la solution sera 50%, et alors la lois de calcul des pourcentage et donnée comme suit :

$$P_i = \frac{\text{nombre d'élément de classe } i}{\text{nombre d'éléments total d'un tour}} \quad (3.1)$$

$i=1, 2, 3, 4$

Classe 1= la table dont la décision est garder.

Classe 2= la table dont la décision est filtrer.

Classe 3= la table dont la décision est régénérer.

Classe 4= la table dont la décision est jeter.

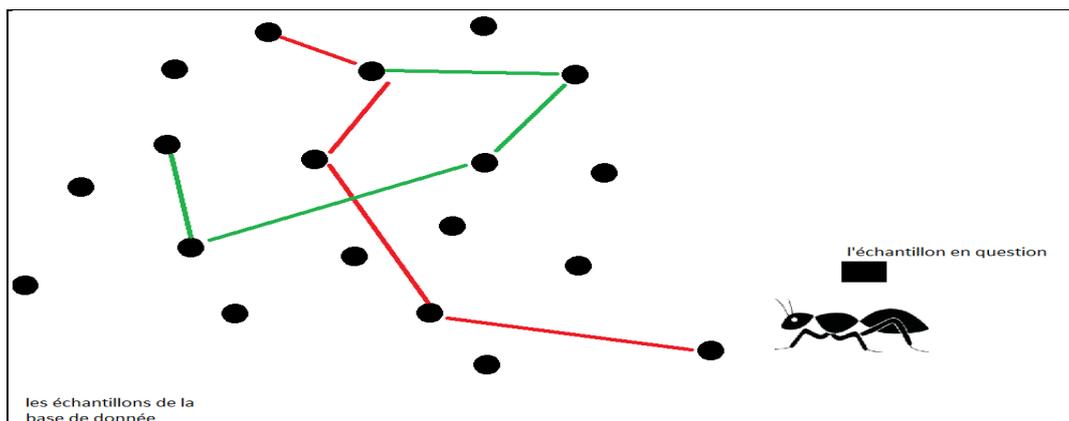


Figure 3.1 : parcours des échantillons par une fourmi artificielle.

Le pseudo code de l'algorithme peut se présenter comme suit :

Algorithme 3.1 : ACO pour le diagnostic de l'huile de transformateur

Début

Initialiser les traces de phéromone et les paramètres de l'algorithme ;

Calcul de l'information heuristique ;

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

Pour chaque fourmi $m, m=1, \dots, \dots$, nombre de fourmis ;

Pour $k=1, \dots, \dots$, nombre de pas ;

Déplacer dans la base de données selon la loi de déplacement

Fin pour

Evaluer la solution (le tour effectué)

Faire la mise à jour de la phéromone

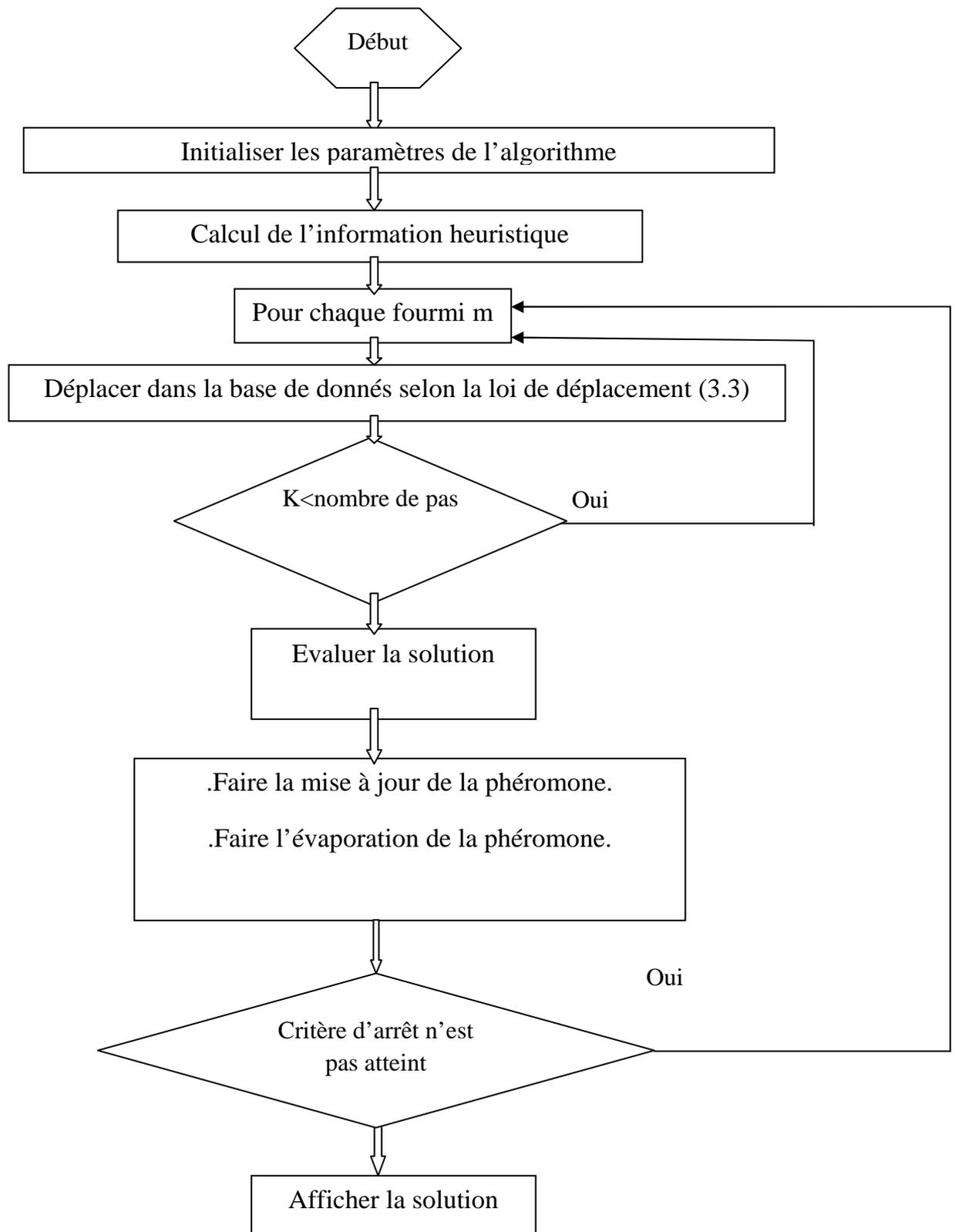
Faire l'évaporation de la phéromone.

Fin pour

Fin tant que

Afficher la solution en fonction du nombre d'itérations

Fin.

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

L'ensemble des solutions « S » a un nombre de pas d'un tour défini (n-pas), sera formé par tous les tours possibles constitués de n-pas, et évidemment la contrainte impose que pour une itération et pour un tour à effectuer, les fourmis ne vont pas comparer avec le même échantillon plus d'une fois, ce qui définit l'ensemble « \hat{S} » comme étant tous les tours de n-pas dont les éléments constituants sont différents.

3.2. Les caractéristiques de l'algorithme :

Dans cette partie on va définir les différents paramètres et fonctions qui constituent notre algorithme selon le problème à résoudre.

3.2.1. Le nombre de pas effectués :

Le nombre de pas que les fourmis vont effectuer dépend d'une part de la base de données, et d'autre part de son impact sur la précision et sur le temps de convergence vers la solution optimale.

Dans la base de données, chaque classe a un certain nombre d'échantillons, ce nombre peut ne pas être le même pour toutes les classes, par exemple on peut avoir 30 échantillons constituant la classe garder, jeter, et filtrer; mais 20 échantillons constituant la classe régénérer, il faut que le nombre de pas effectués par les fourmis, soit toujours inférieur au minimum des nombres d'éléments constituant chaque classe :

Nombre de pas \leq min (nombre d'éléments constituant chaque classe)
--

Si le nombre de pas est supérieur à cette limite les résultats seront éronés.

Exemple :

Nombre d'éléments constituant la classe garder=100

Nombre d'éléments constituant la classe filtrer=90

Nombre d'éléments constituant la classe régénérer=50

Nombre d'éléments constituant la classe jeter=100

Si l'on choisit un nombre de pas égale à 55, à chaque fois qu'on introduit un échantillon à régénérer les solutions seront affectées, car les fourmis vont converger vers un tour dont les éléments appartiennent éventuellement tous à la classe régénérer, les fourmis vont faire 50 pas de la classe régénérer et compléter le reste par des éléments des classes les plus proches à notre échantillon et même si l'échantillon en question est 100% à régénérer le résultat sera toujours :

P (pour la classe régénérer)=90 % au maximum.

On notera aussi que plus le nombre de pas est grand ; la précision sera meilleure, car les fourmis vont comparer avec un nombre plus grand d'échantillons, mais cela aussi aura un impact sur le temps d'exécution qui va augmenter d'une façon non linéaire.

3.2.2. La fonction de comparaison ou fonction objectif:

Les fourmis vont faire la comparaison selon les résultats des tests physico-chimiques, plusieurs fonctions de comparaison peuvent être envisagées, mais on adopte la plus simple:

$$F(E, E_b) = \frac{1}{6} [\sum_{i=1}^6 |(C_E(i) - C_B(i))|] \quad (3.2)$$

Avec C_E : les six caractéristiques de l'huile à tester.

C_B : les caractéristiques de l'échantillon pris par les fourmis à partir de la base de données.

Dans notre algorithme cette fonction sera utilisée comme information heuristique, et pour calculer la quantité de phéromone à déposer sur le tour.

3.2.3. La loi de déplacement des fourmis :

Durant la construction d'un tour par une fourmi, celle-ci se déplace d'un échantillon à un autre selon une loi de déplacement définie par une probabilité et obéissant à une contrainte prédéfinie.

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_j(t)^\alpha \eta_{ij}^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} \tau_j(t)^\alpha \eta_{ij}^\beta}, & \text{si } j \notin J_i^k \\ 0 & \text{si } j \in J_i^k \end{cases} \quad (3.3)$$

J_i^k : L'ensemble des échantillons déjà visités, et « t » et le temps.

La contrainte exige une probabilité nulle pour les échantillons déjà visités, les paramètres α , β indiquent la stratégie de construction de la solution utilisée par la colonie de fourmis, si ($\alpha=0$) cela veut dire que les fourmis vont utiliser seulement l'information heuristique, et si ($\beta=0$) cela veut dire que les fourmis ne vont communiquer que via la phéromone, donc on définit ces paramètres selon leurs effets sur la convergence de l'algorithme pour un problème bien défini. [3.1]

3.2.4. L'heuristique :

L'information heuristique est l'envie de vouloir aller d'un échantillon i vers un échantillon j , elle est définie comme on a dit précédemment en fonction de la fonction de comparaison F .

Si on n'utilise pas l'information heuristique, alors pour faire la comparaison, les fourmis se déplacent aléatoirement entre les échantillons en utilisant une valeur initiale de la phéromone ; or les fourmis vont éventuellement converger vers un tour dont les éléments constituants sont de même classe, ce qui revient à dire que les fourmis convergent à un trajet entre des échantillons de même classe.

On peut éviter ce mouvement aléatoire au début on guidant les fourmis à faire des comparaisons en se déplaçant entre des échantillons de même classe, ou plus exactement entre

des échantillons qui se ressemblent, donc la raison d'utiliser l'information heuristique est d'optimiser l'algorithme en minimisant le temps de convergence vers la solution.

En utilisant la fonction de comparaison F , l'information heuristique est définie comme étant l'inverse de F appliqué entre l'échantillon i et l'échantillon j telle que:

Si entre deux échantillons quelconques de la base de données les valeurs des tests physico-chimiques sont relativement loin l'une de l'autre, l'heuristique sera relativement grande ce qui conduit à une diminution de la probabilité d'aller de l'échantillon « i » vers l'échantillon « j », et inversement, si ces valeurs sont proches l'heuristique augmente en favorisant le déplacement de l'échantillon « i » vers l'échantillon « j ».

Afin de rendre l'effet de cette information plus correcte. On introduit ce qu'on appelle le poids de l'échantillon à visiter dans les calculs.

Le poids d'un échantillon est l'inverse de « F » appliqué entre l'échantillon « j » à visiter et l'échantillon qu'on veut tester, si pour un échantillon de la base de données, cette valeur est grande cela veut dire que les deux échantillons sont proche.

$$\eta_{ij} = \frac{1}{F(E_i, E_j) * F(E, E_j)} \quad (3.4)$$

3.2.5. La phéromone :

La phéromone est le paramètre principal qui détermine la performance de notre algorithme, la quantité de phéromone déposée par les fourmis peut être constante, ou en fonction de la qualité de la solution, plusieurs recherches ont prouvé que si la quantité de phéromone déposée est en fonction de la qualité de la solution cela réduit énormément le temps de convergence, car les solutions les plus bonnes auront une quantité plus importante de phéromone, ce qui les favorise pour les tours qui se suivent. [3.2]

Durant le déplacement d'une fourmi sur la base de données pour construire une solution, à chaque fois qu'elle fait un pas, elle compare l'échantillon à tester avec l'échantillon visité selon F déjà définie, quand la fourmi termine le tour elle associe à chaque pas du tour la même quantité de phéromone définie pour un tour effectué comme étant l'inverse de la somme des F_i pour tous ces n -pas :

$$\Delta\tau(\text{tours}) = \frac{1}{\sum_{i=1}^{tr} F(E, E_i)} \quad (3.5)$$

$$\tau_j(t+1) = \tau_j(t) + \Delta\tau(\text{tour}) \quad (3.6)$$

E : l'échantillon à tester.

E_i : les échantillons (i) qui forment le tour.

tr : le nombre d'échantillons qui constituent un tour.

τ_j : la phéromone de l'échantillon (j).

Quand une fourmi termine un tour, elle commence le suivant à partir de l'échantillon où elle s'est arrêtée.

3.2.6. L'évaporation de la phéromone :

Comme chez les fourmis réelles, dans notre algorithme la phéromone s'évapore, elle joue un rôle très important, en effet elle augmente la précision de la solution, car elle permet de faire oublier aux fourmis les solutions ayant une mauvaise qualité et restreindre la recherche dans un ensemble de solutions sous-optimales, et l'exploitation d'autres chemins.

Quand une fourmi termine un tour elle dépose de la phéromone, et juste après l'évaporation se fait avant le prochain tour selon la fonction suivante :

$$\tau_j(t + 1) = \tau_j(t) * (1 - \rho) \quad (3.7)$$

τ_j : La phéromone de l'échantillon « j ».

ρ est un nombre réel appartenant à l'intervalle [0,1] exprimant le taux d'évaporation.
[3.2]

3.3. Résultats de l'ACO sur un ensemble d'échantillons :

L'application de notre algorithme sur quelques échantillons évalués par des experts (4 échantillons), a donné les résultats présentés aux figures 3.2, 3.3, 3.4 et 3.5

Ces graphes représentent la décision, optimisée par les fourmis en pourcentage, en fonction du nombre d'itérations.

Echantillon N°	1	2	3	4
L'indice de couleur	0,7	2,3	4	4.5
La viscosité à 40°C (Cts)	10,23	10.87	10.23	11.19
L'indice d'acidité (mgKOH/g)	0.012	0.091	0.06	0.42
La rigidité diélectrique (kV/cm)	57	22	32	30
Le facteur de dissipation	0.072	0,019	0.063	0.55
La teneur en eau (p.p.m)	16	40	26	42

Table 3.1 : Les 4 échantillons analysés par les experts

Les experts exigent les décisions suivantes :

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

Echantillon 2 : l'huile est à régénérer.

Echantillon 3 : 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 4 : toutes les caractéristiques de cette huile sont détériorées, son traitement n'est pas intéressant. Elle est à jeter.

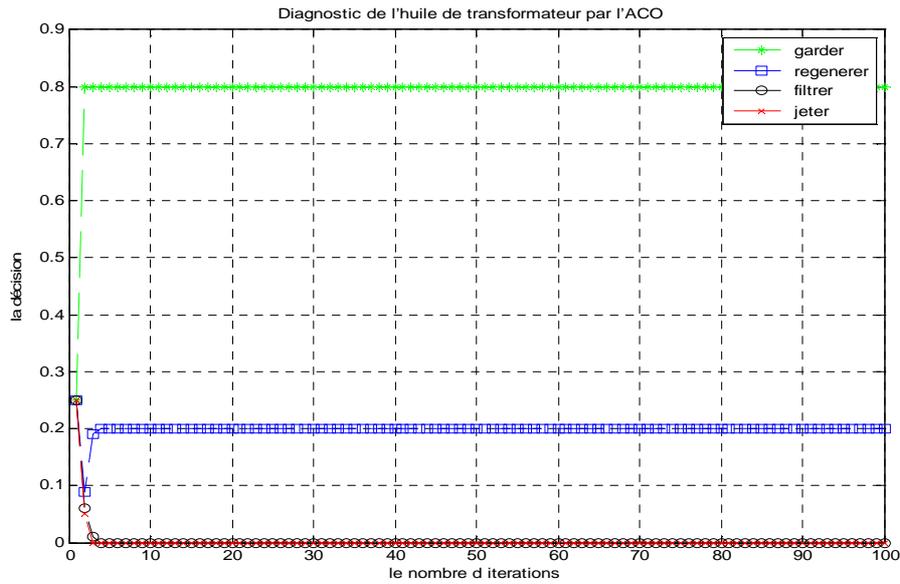


Figure 3.2 : La décision pour l'échantillon n°1

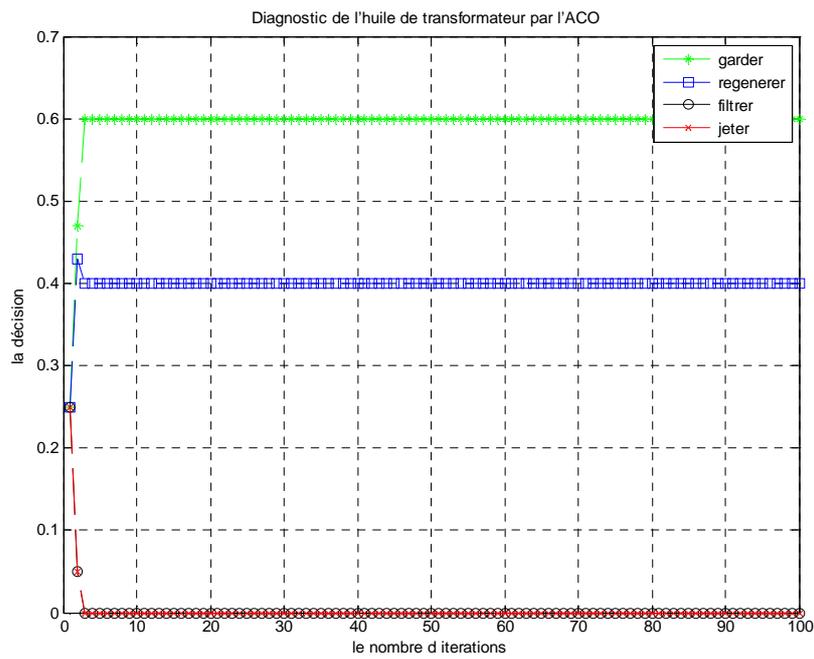


Figure 3.3 : La décision pour l'échantillon n°2.

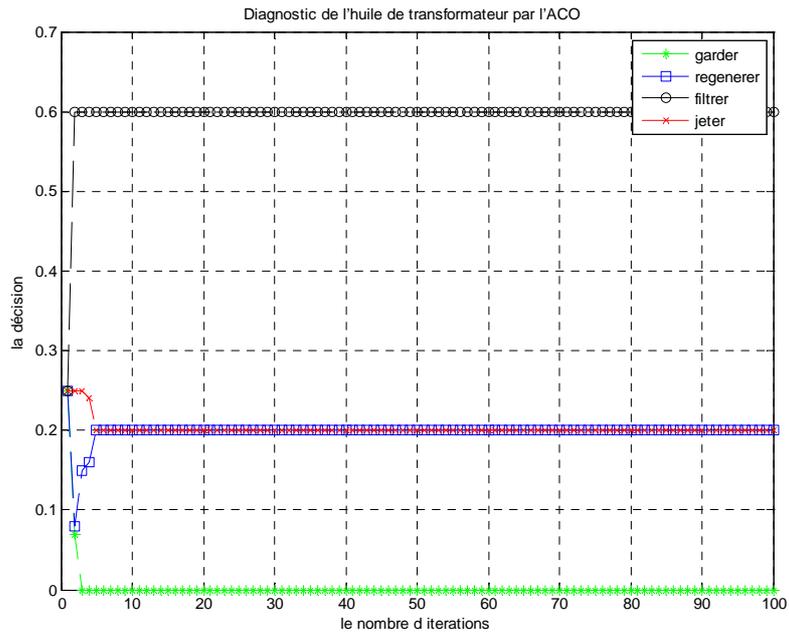


Figure 3.4 : La décision pour l'échantillon n°3.

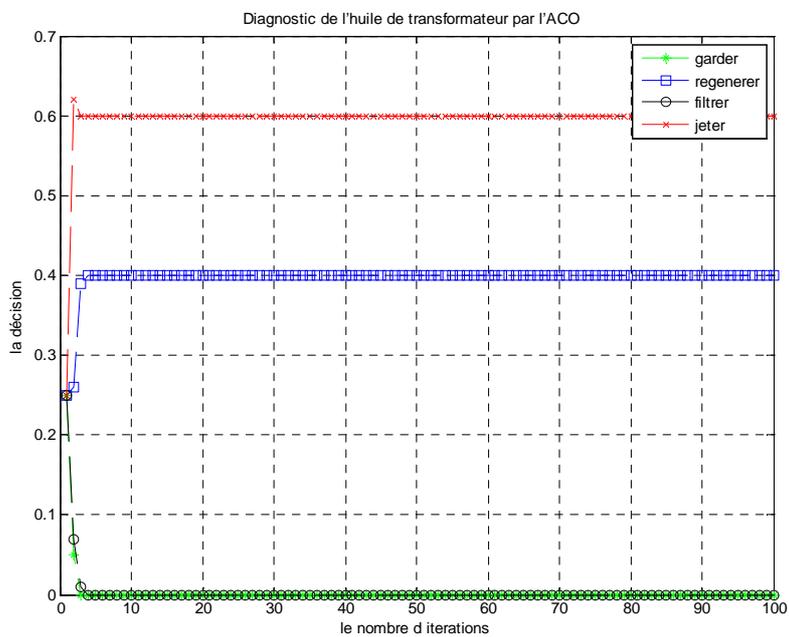


Figure 3.5 : La décision pour l'échantillon n°4.

3.4. Discussion :

On remarque que pour les échantillons « 1 », « 3 » et « 4 », la solution est bonne, mais dans l'échantillon « 2 », la décision donnée par l'ACO qui est Garder ne s'accorde pas avec la décision des experts qui est Régénérer.

On remarque aussi que les fourmis convergent vers la solution dans un très petit laps de temps, cela n'est pas un bon signe mais il exprime le problème majeur de cet algorithme, car les fourmis ne visitent que les premiers points, qui accumulent encore de la phéromone et piègent les fourmis dans une boucle.

Pour éliminer ce problème et améliorer notre algorithme, on introduit un algorithme de sélection qui s'appelle « the roulett wheel selection », qu'on détaillera dans le paragraphe ci-après.

3.5. L'Algorithme RWS « the roulette wheel selection »:

Description :

L'origine de cet algorithme est un jeu de hasard dans lequel chaque joueur, assis autour d'une table de jeu, mise sur un ou plusieurs numéros de couleur, hauteur ou parité qu'il espère tirer. Le tirage du numéro s'effectue à l'aide d'une bille jetée dans un récipient circulaire tournant et muni d'encoches ayant des numéros de différentes couleurs. Ce jeu est surtout connu dans les casinos. La roulette est un jeu très proche du jeu de la boule (appelée également petite roulette), qui se joue avec un plateau cylindrique fixe comprenant 9 numéros (de 1 à 9). [3.3]

Un algorithme de sélection a été inspiré de ce jeu, c'est un algorithme conçu d'une manière à ce que l'élément du hasard soit présent mais aussi que les meilleurs éléments auront la plus grande chance d'être choisis. [3.4]

Dans notre programme cet algorithme se présente comme suit :

Si par exemple on a N-nombres auxquels on a attribué des poids, et on veut faire une sélection par (RWS) ; le nombre dont le poids attribué est le plus grand aura plus de probabilité d'être choisi.

Pour implémenter cet algorithme, on suppose qu'on a une roue divisée en plusieurs secteurs, à chaque nombre « i » on attribue un poids « Pi », d'où la somme de tous les poids « $P = \sum_{i=1}^N P_i$ ».

C'est plus commode de travailler avec des valeurs normalisées « P' », alors on divise tous les poids « Pi » par « P ».

1	2	3	4	N
P1	P2	P3	P4		PN

La somme des « P i' » est égale à « 1 », sachant que la roue est de « 2π » chaque nombre « i » aura un secteur aussi important que sont poids, ainsi l'angle occupé par le secteur du nombre « i » sera :

$$\text{Angle}(i)=2\pi*P_i \quad (3.8)$$

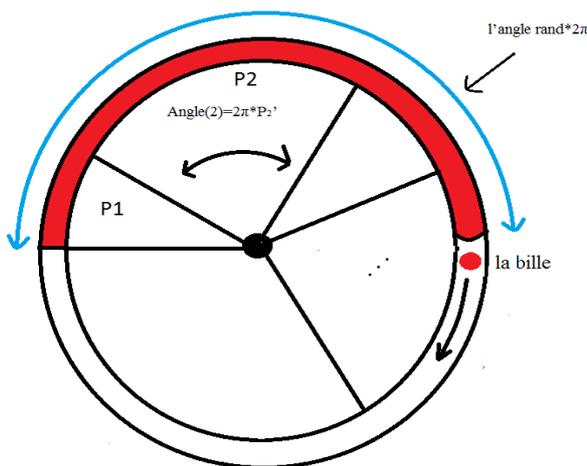


Figure 3.6 : Principe de Roulette Wheel Selection. [3.4]

On suppose qu'une boule est en train de tourner, en générant un nombre aléatoire « rand » appartenant à l'intervalle [0,1], la boule s'arrête au secteur comprenant l'angle « rand*2π ».

Pour simuler ce jeu on utilise la somme cumulative notée « S », c'est comme si à chaque fois que la boule traverse un secteur elle mémorise son angle, et quand elle s'arrête, elle compare « S » à l'angle « rand*2π ». Avec cette technique de mémorisation la boule peut déterminer le secteur qui comprend l'angle « rand*2π ».

Si on considère un segment de longueur égale à l'unité, subdivisé en un certains nombres de segments de longueurs différentes, et si on suppose qu'un curseur glisse pour faire une sélection aléatoire, la génération d'un nombre aléatoire « rand » de l'intervalle [0,1] permet de choisir la longueur aléatoire faite par le curseur avant de s'arrêter.

L= rand

La somme cumulative est représentée par la longueur du segment limité entre le début et le curseur, comme le montre la figure ci-dessous.

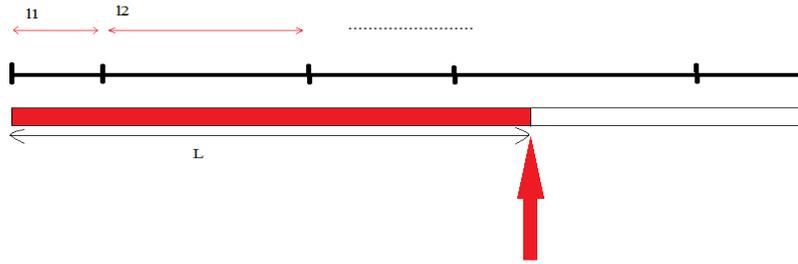


Figure 3.7 : Le segment de sélection.

Le segment sélectionné sera choisi en faisant la comparaison suivante :

$$\sum_{k=1}^{k=i-1} l_k < rand \leq \sum_{k=1}^{k=i} l_k \quad (3.9)$$

Pseudo code de l'algorithme :

Cet algorithme sera utilisé sur un vecteur « V » de dimension « N » tel que V(i) représente le poids attribué à l'index « i ».

Le résultat sera l'index du poids choisi, donc d'une façon générale cet algorithme peut être utilisé pour n'importe quel problème de sélection aléatoire.

Dans notre travail on a un nombre de « E » échantillons de la base de données, dont on attribue à chacun la probabilité calculée à partir de la loi de déplacement des fourmis expliquée précédemment, en appliquant l'algorithme au vecteur de probabilité de taille « E », la sortie sera l'index de l'échantillon qui choisi par la fourmi.

Le RWS peut se présenter sous le pseudo code suivant : [3.3]

Algorithme 3.2 : Le RWS.

Choix =the roulette wheel selection(V)

Accumulation =la somme accumulative de (V)

P= rand *Accumulation (N)

Pour i=1 : N

 Si (Accumulation(i) ≥ P)

 L'index choisi =i

End

End

Choix= L'index choisi.

3.6. Résultats de L'ACO amélioré par le RWS :

On applique l'ACO sur les mêmes échantillons qu'on a utilisés dans la première partie afin de voir la différence.

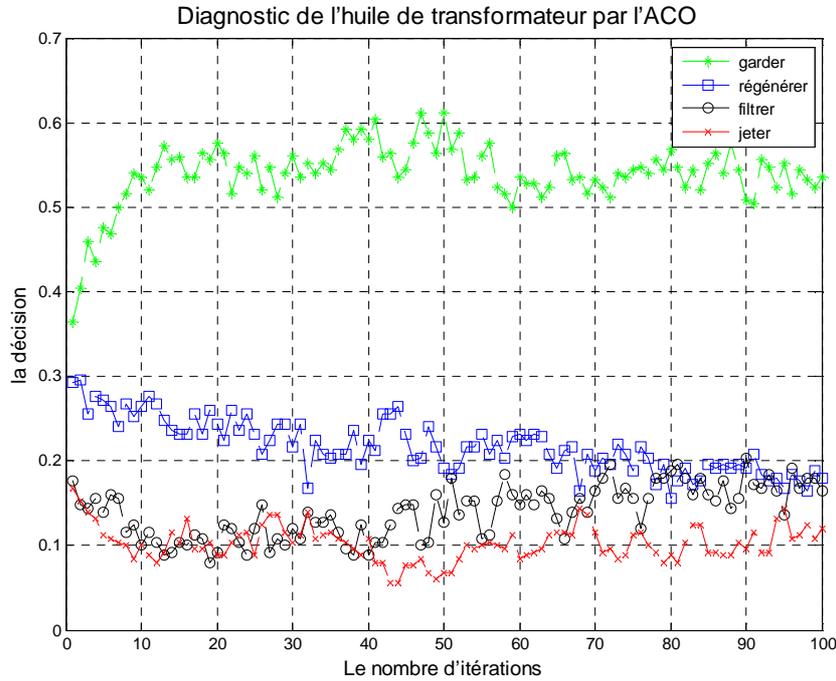


Figure 3.8: Diagnostic de l'échantillon n°1 par ACO (en utilisant le RWS)

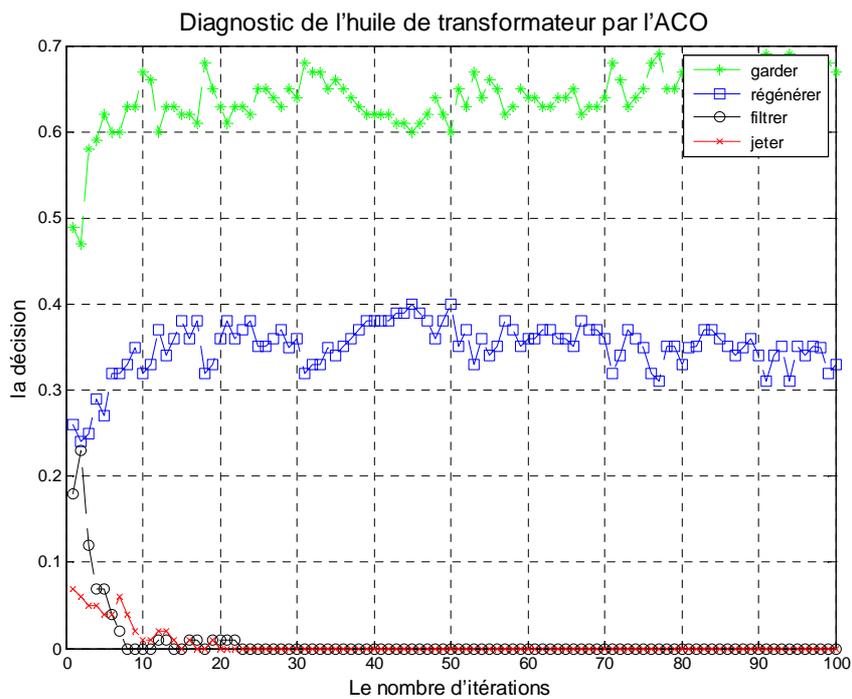


Figure 3.9: Diagnostic de l'échantillon n°2 par ACO (en utilisant le RWS)

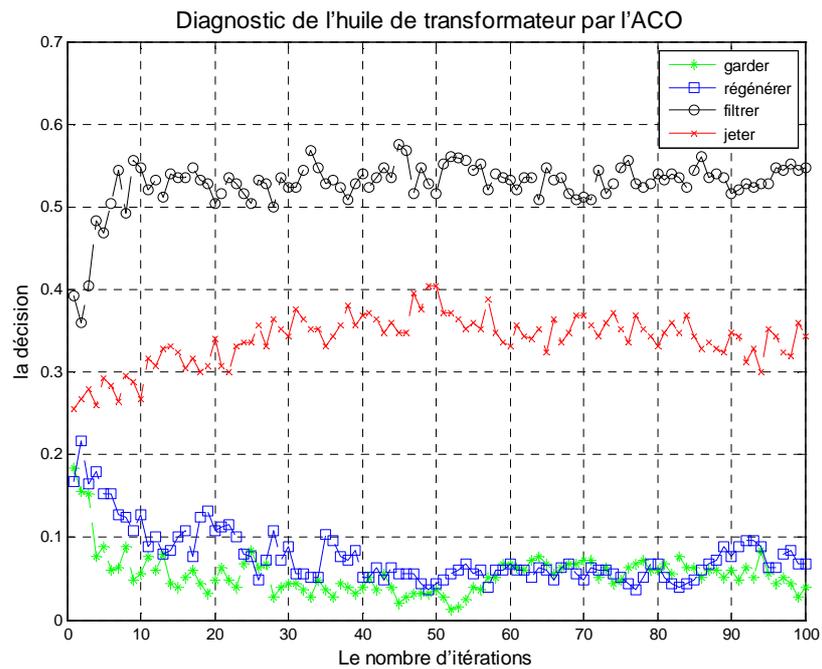


Figure 3.10: Diagnostic de l'échantillon n°3 par ACO (en utilisant le RWS).

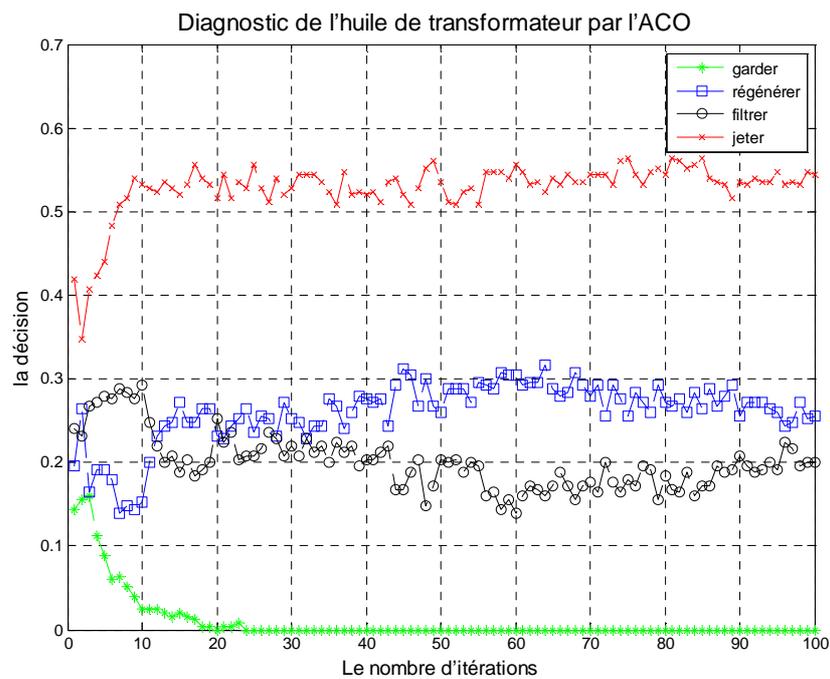


Figure 3.11 : Diagnostic de l'échantillon n°4 par ACO (en utilisant le RWS).**Constatation :**

L'application de l'algorithme de sélection « RWS » aide les fourmis à éviter d'entrer dans une boucle comme on l'a constaté avant cette amélioration.

On remarque aussi que toutes les décisions ont été conformes aux décisions des experts sauf la décision sur l'échantillon « 3 » qui est régénérer ; mais l'ACO a donné garder comme solution.

3.7. Interprétation et amélioration :

Le problème demeure dans la base de données, en fait, la régénération est 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, ce qui fait que la propriété qui a une influence majeure sur la décision régénérer est l'acidité de l'huile, si non cette huile est probablement à garder.

Or, notre fonction de comparaison tient compte de l'information donnée par la valeur de l'acidité qui est d'un sixième par rapport aux informations données par les autres propriétés, ce qui néglige l'information que donne cette propriété et induit en erreur.

Pour remédier à ce problème, il faut valoriser cette information cruciale dans ce cas de figure, pour qu'elle puisse contribuer d'une manière correcte dans notre algorithme.

- ✓ Premièrement, on calcule une valeur moyenne « moy » de l'acidité, d'après la base de données donnant la décision « garder »,
- ✓ on compare la valeur de l'acidité de l'échantillon à tester, avec la valeur moyenne « moy », et on note la valeur de comparaison par « Cm1 ».
- ✓ pour chaque échantillon « i » de la base de donnée dont la décision est « régénérer », on compare la valeur de l'acidité de ce dernier avec celle de l'échantillon à tester, et on note la valeur de comparaison par « Cm2(i) »
- ✓ après on calcule la proportion « Pr » entre ces deux grandeurs. Pour un échantillon « i » de la base régénérer on aura :

$$Pr(i) = \frac{Cm2(i)}{Cm1}$$

Si cette proportion est, par exemple égale à « k », alors notre échantillon est « k » fois plus proche à la décision régénérer qu'à garder, alors la valeur de la fonction de comparaison de ce dernier est « k » fois la moyenne des valeurs de la fonction de comparaison des échantillons de la base de données dont la décision est garder, qu'on note « Fmoy ».

$$F_{moy} = \frac{1}{g} \sum_{j=1}^{j=g} F(E, E_j)$$

Où « g » représente le nombre d'échantillons de la table garder, et « $F(E, E_j)$ » représente la valeur de la fonction de comparaison calculée entre l'échantillon « j » de la table garder et l'échantillon à tester.

La valeur de la fonction de comparaison de l'échantillon « i » qui appartient à la table régénérer sera :

$$F'(E, E_i) = Pr(i) * F_{moy} \quad (3.10)$$

Mais dans ce cas, c'est l'acidité qui décide la valeur de la fonction de comparaison attribué à l'échantillon « i » ; alors que les autres valeurs des testes physico-chimiques ont aussi leurs mots à dire,

Dans le cas où notre échantillon est proche de ceux de la table garder, on essaye de voir son acidité pour voir si il est à régénérer.

Si notre échantillon est proche de ceux dont la décision est « garder », il faut voir encore l'acidité pour savoir si il est à régénérer ou à garder.

Pour cela on calcule un échantillon qui représente la valeur moyenne de tous les échantillons de la table garder, qu'on note « EG », on calcule la valeur de la fonction de comparaison de cet échantillon, on la note $F(E, EG)$, et on l'introduit dans l'équation 3.10 d'une manière à tenir compte davantage de l'acidité, la relation 3.10 devient :

$$F'(E, E_i) = Pr(i) * F_{moy} * \frac{F(E, E_i)}{F(E, EG)} \quad (3.11)$$

Où « F » représente la fonction de comparaison avant l'amélioration.

« F' » représente la fonction de comparaison après l'amélioration.

Si notre échantillon est proche de la décision garder, le rapport « $\frac{F(E, E_i)}{F(E, EG)}$ » serait proche de « 1 » et l'acidité décide s'il est à « garder » ou à « régénérer », et si ce n'est pas le cas le rapport contribue à la valeur de la fonction de comparaison puisqu'il représente l'information donnée par toutes les valeurs des tests physico-chimiques et non pas juste l'acidité, car F' est calculé selon la fonction de comparaison avant l'amélioration.

Le résultat après cette amélioration est présenté pour l'échantillon « E2 » de la table «3.1 » à la figure 3.12 :

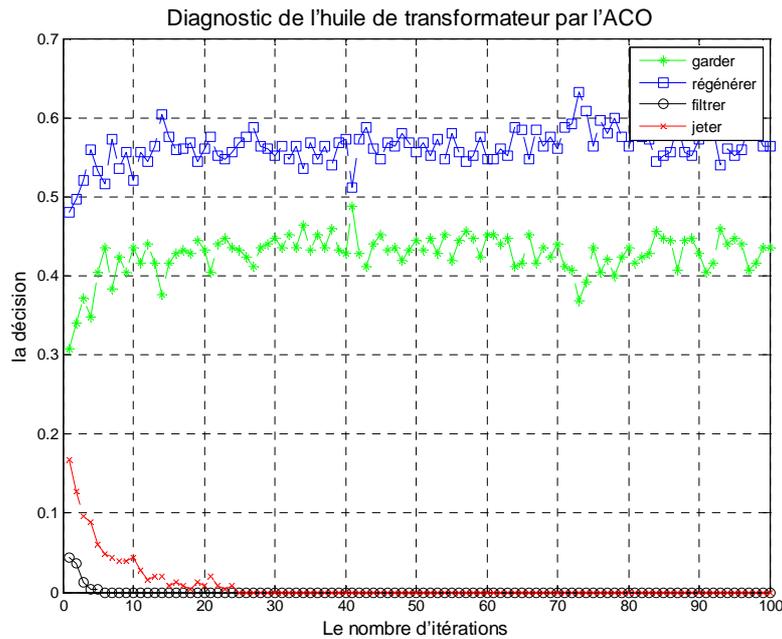


Figure 3.12 : Diagnostic de l'échantillon E2 après amélioration.

On remarque que le résultat est maintenant conforme avec celui des experts.

La décision « Filtrer » dépend surtout des valeurs de la rigidité diélectrique, de la teneur en eau et du facteur de pertes « $\text{tg } \delta$ », car ce dernier sera amélioré dans la mesure où il dépend de la teneur en eau.

Le même procédé est appliqué pour tenir correctement compte des informations données par les valeurs de ces propriétés dans le calcul de la fonction de comparaison.

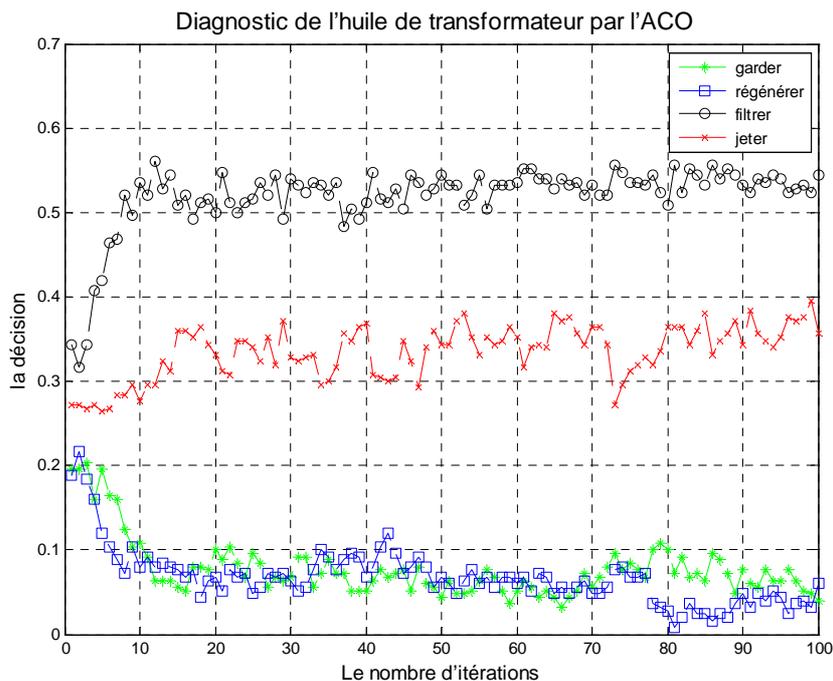


Figure 3.13 : Diagnostic de l'échantillon E3 après amélioration.

Les résultats du diagnostic des échantillons « E1 » et « E4 » de la table « 3.1 » après l'amélioration décrites ci-dessus sont présentés aux figures 3.14 et 3.15:

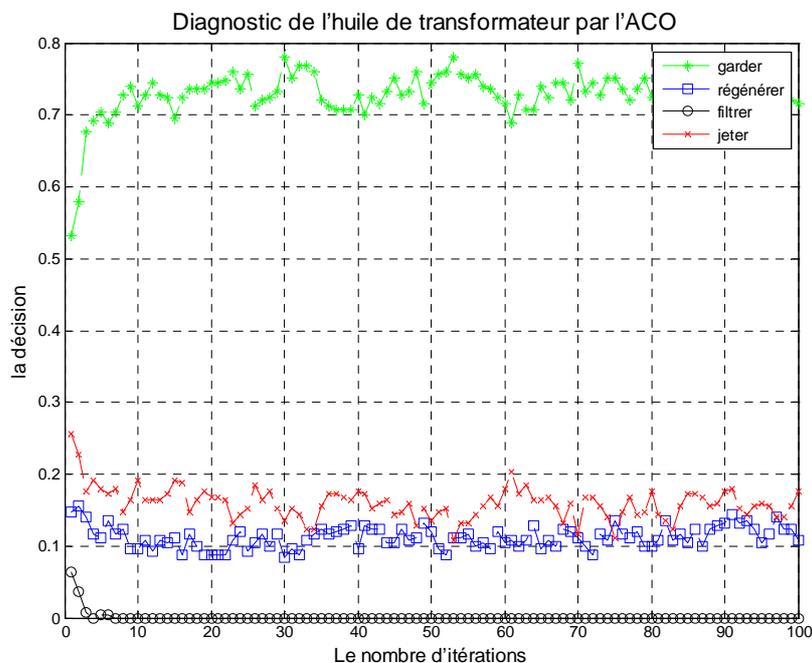


Figure 3.14 : Diagnostic de l'échantillon E1 après amélioration.

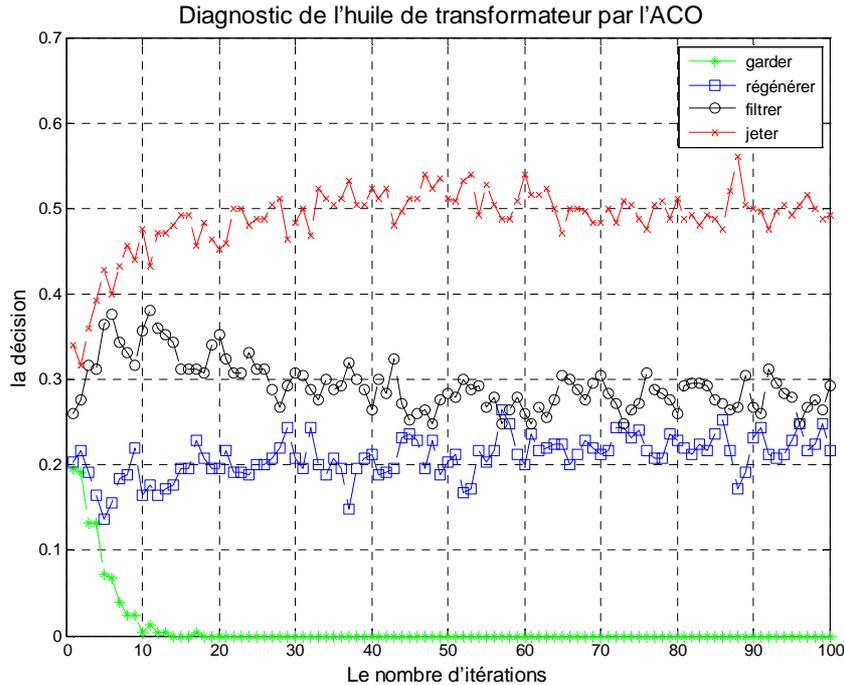


Figure 3.15: Diagnostic de l'échantillon E4 après amélioration.

Les décisions sur les échantillons « E1 » et « E4 » respectivement « garder » et « jeter » ont été aussi améliorés.

Interprétation :

Le diagnostic de l'échantillon « E1 » avant l'amélioration de la fonction de comparaison, a donné une décision « garder » entre « 50% et 60% », régénérer et filtrer convergent vers « 20% » et jeter converge vers « 10% ».

Après l'amélioration de la fonction de comparaison le résultat indique une décision « garder » entre « 60% » et « 70% », les décisions « régénérer » et « jeter » convergent vers « 20% » et filter converge vers « 0% ».

On remarque que la décision est beaucoup plus amélioré, les valeurs des tests physico-chimiques sont en générale bonnes, ce qui est traduit par notre algorithmme par un grand pourcentage de la décision « garder » avant et après l'amélioration, mais la rigidité diélectrique, la teneur en eau et le facteur de dissipation sont bons, si bien que l'ACO affiche avant l'amélioration « 20% » filtrer, et après l'amélioration cette décision devient « 0% », ce qui est plus précis.

L'échantillon « E4 » :

Le résultat avant l'amélioration de la fonction de comparaison a été entre « 50% et 60% » pour une décision jeter, « 15% à 20% » filtrer et entre « 25% et 30% » régénérer, les valeurs des tests physico-chimiques sont mauvaises et la décision régénérer tient majoritairement compte de l'acidité, or, la décision filtrer et la meilleur pour augmenter la qualité de l'huile ; mais le

pourcentage de cette dernière est inférieur à celle de régénérer. Après l'amélioration de la fonction de comparaison on remarque que la solution est devenue « 50% » jeter, « 25% à 30% » filtrer et « 20% à 25% » régénérer, ce qui est plus correct, car cette huile est à jeter.

L'échantillon « E3 » :

Voyant les valeurs de la rigidité, de la teneur en eau et du facteur de dissipation, cette huile nécessite un filtrage, ce qui est traduit par la solution donnée par notre algorithme après amélioration, qui est « 50% à 60% » filtrer, « 30% à 40% » jeter, et enter « 10% et 20% » garder et régénérer.

L'échantillon « E 2 » :

Après l'amélioration, la solution est devenue conforme à celle des experts, les valeurs des tests physico-chimiques sont bonnes sauf pour l'acidité, cette huile nécessite une régénération, ce qui est traduit par notre algorithme dans les pourcentages suivants : « 50% à 60% » à régénérer, environ « 40% » à garder, « 0% » à filtrer et « 0% » à jeter.

Cette amélioration de la fonction de comparaison (appelée également fonction de performances) sera appliquée pour les autres algorithmes BCO et l'hybride adoptés au diagnostic dans les deux derniers chapitres.

Conclusion :

L'algorithme ACO a montré son aptitude de trouver la bonne décision, l'étude de l'influence de ses paramètres sur la convergence et sur le temps d'exécution peut s'avérer très importante pour son amélioration.

Vue la stratégie de recherche utilisée par cet algorithme on peut dire qu'il fait une recherche dans l'ensemble des solutions globales, ce qui permettra de le comparer avec l'algorithme BCO pour le diagnostic, présenté dans le chapitre 4. Cela permettra d'avoir une idée sur l'hybridation des deux approches.

Références :

[3.1] N. Monmarché, "algorithme de fourmis artificielles-application à la classification et à l'optimisation", Thèse de Doctorat, Université François Rabelais Tours, France, Décembre 2000, pp. 5-45.

[3.2] W. Tfaili, "Conception d'un algorithme de colonie de fourmis pour l'optimisation continue dynamique", Thèse de Doctorat, Université Paris 12, Val de Marne, 2007, pp. 6-11.

[3.3] X. Yu, M. Gen "Introduction to Evolutionary Algorithms", Edit. Springer 2010, pp. 11-31.

Chapitre 4

Application de l'algorithme BCO au diagnostic de l'huile de transformateurs

La colonie de fourmi et la ruche d'abeilles ont des façons différentes de communication et de coordination, à cet effet la reformulation de notre problème pour le BCO ne sera pas la même que pour l'ACO.

Afin de bien comprendre l'approche du problème pour qu'il puisse être résolu par le BCO, on propose de trouver les p points centrés sur un point bien défini, tel que le trajet formé par ces points soit le plus court.

4.1. Description de l'algorithme :

On suppose qu'on travaille dans un espace métrique et qu'on dispose d'un certain nombre de points, le problème consiste à trouver pour n'importe quel point « m » appartenant à cette espace, les p points les plus centrés sur ce dernier, dont le trajet qu'ils forment est le plus court. [4.1]

Dans ce problème, on utilise l'algorithme décrit auparavant, chaque abeille va générer une solution partielle de « m » composants.

Elle fait le choix des points selon la fonction de performance qui est dans ce cas l'inverse de la distance entre le point donné et les autres p points à trouver.

Dans le premier pas, chaque abeille choisit « m » points à visiter selon « the roulette Wheel » ou ce qu'on appelle la sélection par le jeu de hasard. Les points dont la fonction de performances est la plus élevée auront des probabilités plus grandes d'être choisis.

Après la construction de toutes les solutions partielles, les abeilles retournent à la ruche pour évaluer leurs solutions et communiquer l'information concernant la qualité de la solution aux autres abeilles. La fonction de d'évaluation sera l'inverse de la distance du trajet formé par ces « m » points.

Selon la qualité des solutions, les abeilles décident soit de rester loyales à leurs solutions ou de les abandonner, ce choix se fait aussi par l'application de « the roulette Wheel » sur les probabilités qu'une abeille reste loyale à sa solution.

Les abeilles se divisent en 2 groupes : les abeilles libres, et les abeilles recruteuses, et aussi par l'application de « the roulette wheel » sur les probabilités qu'une abeille recruteuse peut être choisie, chaque abeille libre suit une abeille recruteuse, donc elles auront la même solution partielle, ainsi le premier pas est terminé.

Dans le 2^{ème} pas une abeille libre ne continue pas de suivre une abeille recruteuse ; mais elle fera les prochains « m » points toute seule afin de construire une autre solution partielle.

Après le 2^{ème} pas les solutions partielles sont formées de « $2*m$ » composants, Alor l'algorithme continue « n » fois jusqu'à l'obtention de la solution complète formée de « p » composants.

Soit ($n*m=p$).

Chaque abeille aura une solution complète mais ; selon cette algorithme toutes les abeilles auront presque la même solution optimisée.

4.2. Formulation du problème de diagnostic de l'huile de transformateurs par le BCO :

On peut reformuler le problème de diagnostic de l'huile de transformateur de telle façon à être similaire au programme décrit auparavant.

Pour chaque échantillon d'huile, on a les valeurs des tests physico-chimiques. On peut les considérer comme étant des coordonnées, et les distances entre les échantillons vont être les valeurs de la fonction de performance décrite dans l'algorithme de l'ACO.

$$F(E, E_b) = \frac{1}{6} [\sum_{i=1}^6 |(C_E(i) - C_B(i))|] \quad (4.1)$$

Avec:

C_E : les six caractéristiques de l'huile à tester.

C_B : les caractéristiques de l'échantillon pris par les fourmis de la base de données.

Les paramètres de l'algorithme :

- On considère que la solution qu'on veut avoir est de P-composants.
- Le nombre de composants à choisir pour chaque solution partielle et « m »
- Le nombre d'itérations pour construire une solution complète va être $N=P/m$

Alors selon la description qu'on a déjà faite le pseudo code de l'algorithme peut se présenter comme suit :

Algorithme 4.1 : BCO appliqué au diagnostic.

Tant que $N < P$

*Pour chaque abeille

Tant que $k < m$

-Evaluer tous les points (échantillons)

-Choisir un point à visiter selon « the roulette wheel »

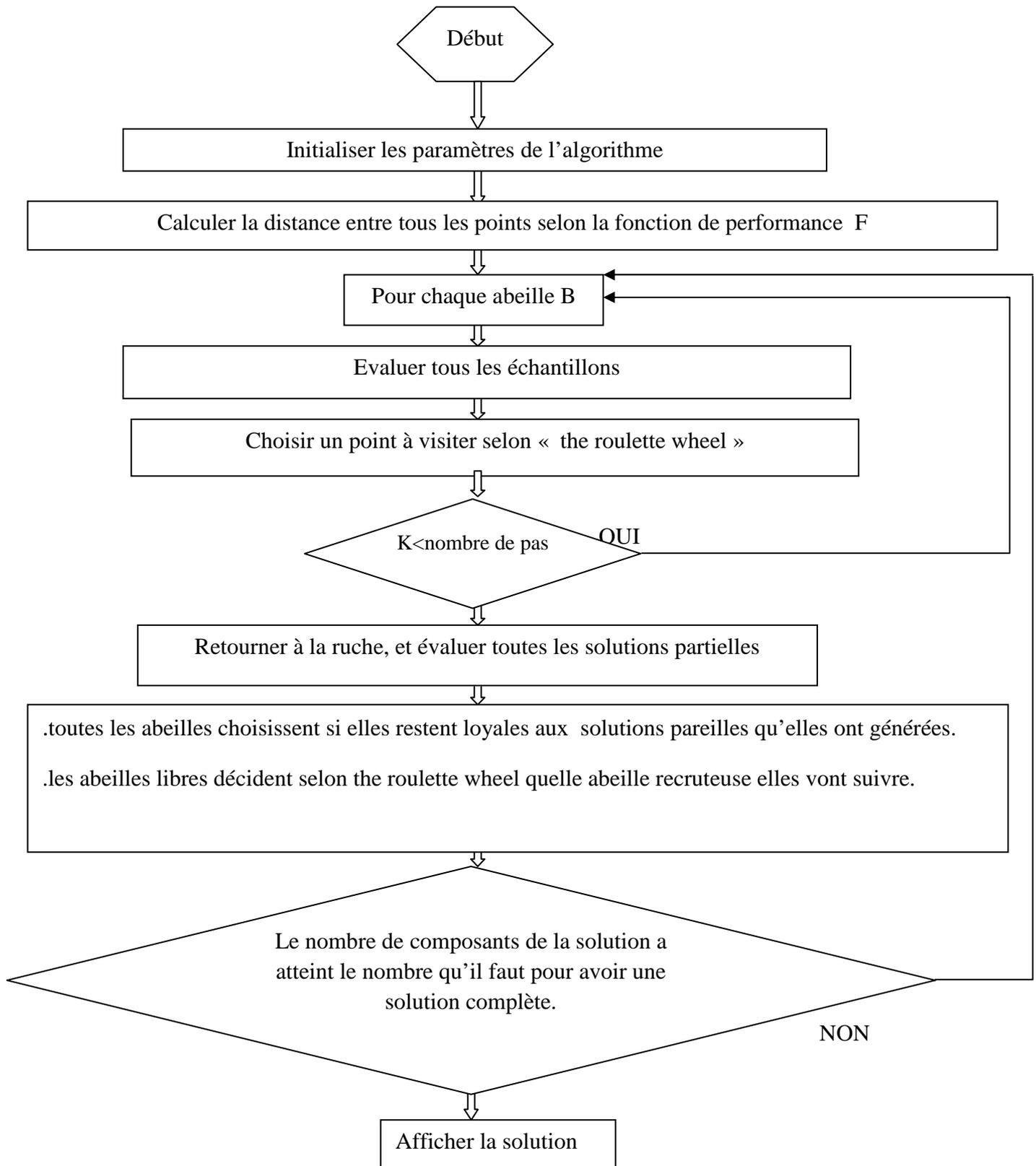
 $K = k + 1$ **Fin de Tant que**

*Evaluer toutes les solutions partielles

* Chaque abeille décide selon « the roulette wheel » d'abandonner sa solution ou de la garder

*Chaque abeille libre choisit selon « the roulette wheel » une abeille recruteuse pour la suivre

* $N = N + m$ **Fin de Tant que****Affiche la solution**

Organigramme explicatif des différentes étapes de l'optimisation par le BCO :

4.3. La stratégie de recherche de l'algorithme:

Quel est l'intérêt de trouver les points les plus centrés autour d'un autre point donné dont la distance du trajet qu'elle forme est la plus courte ?

D'après l'approche qu'on a élaborée, trouver les points les plus centrés autour d'un point donné revient à dire selon la fonction qui calcule les distances, que ses échantillons ont des valeurs physico-chimiques les plus proches et auront probablement les mêmes décisions.

Ce problème peu être résolu sans faire appel aux algorithmes intelligents, on calcule directement les distances selon la fonction de performance, et on détermine les plus proches à notre échantillon, on adopte alors leurs décisions.

En revenant au problème de « P-points » décrit auparavant, les points peuvent être de même distance du point donné ; mais loin entre eux, comme montre la figure ci-dessous :

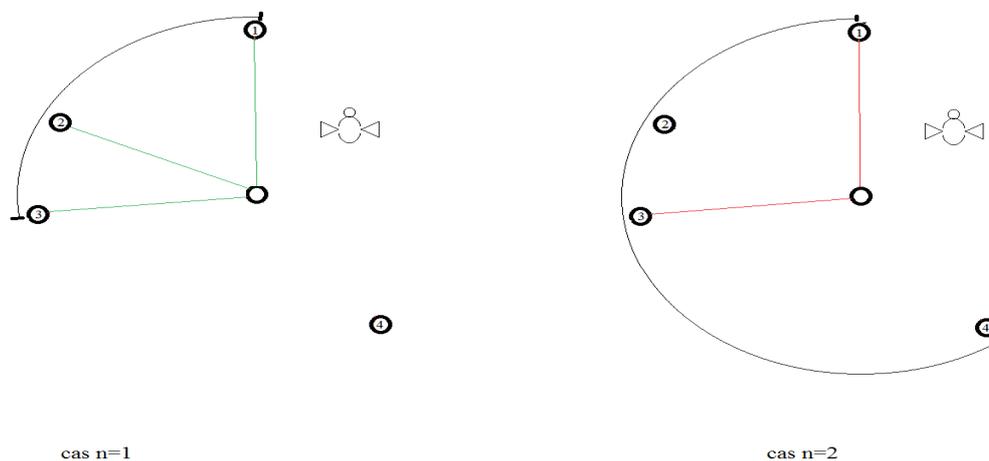


Figure 4.1 : La stratégie de recherche de la solution par le BCO.

Dans les deux cas de figure, les points sont centrés autour du point en question, mais dans le premier cas la distance entre eux est plus courte. Pour résoudre ce genre de problème il faut faire deux opérations : calculer les distances entre les points et l'échantillon en question, et calculer les distances entre eux, puis trouver les points les plus centrés, et dont le trajet qu'ils forment soit le plus court.

Si on veut résoudre ce problème directement avec des comparaisons, le temps d'exécution sera important, en plus si on ajoute un seul échantillon à la base de données, le temps d'exécution augmente d'une manière exponentielle, d'où l'intérêt d'utiliser les algorithmes intelligents, car ils donnent une solution de fiabilité acceptable dans un temps d'exécution raisonnable.

Dans notre problème, et selon l'approche décrite ci-dessus, qu'elle est l'intérêt que la distance du trajet formé entre les échantillons soit la plus courte ?

Prenons de la table de prise de décision pour l'action garder l'échantillon n°12, et les échantillons n°1 et n°6 de la table dont la décision est filtrer:

Echantillon n°	La décision	Indice de couleur	Viscosité	Acidité	Rigidité	Facteur de dissipation	Teneur en eau
1	filtrer	0.5	9.06	0.02	15	0.0026	36.6
12	garder	2	10.58	0.02	68	0.016	8
6	filtrer	2	10.21	0.03	48	0.035	8

Table 4.1 : comparaison entre différents échantillons.

On remarque que les valeurs des tests physico-chimiques sont proche pour « l'échantillon 12 » de la table garder et « 6 » de la « table filtrer », mais il y a une grande différence entre « l'échantillon 6 » et « l'échantillon 1 » de la même table filtrer.

On résout le problème avec notre algorithme, en introduisant comme entrée un échantillon dont la décision est « garder », et en choisissant $M=2$, comme nombre de composants de la solution complète.

Quand le problème fait la comparaison entre l'échantillon en question et la base de données il trouve presque la même valeur de la fonction de performance entre l'échantillon introduit et les échantillons « 12 et 6 », alors qu'on sait que la solution est garder ;

Cet exemple montre qu'il ne faut pas seulement comparer entre les échantillons de la base de données et l'échantillon à diagnostiquer ; mais aussi entre les échantillons qui forment la solution.

4.4. Les paramètres de l'algorithme :

4.4.1. Le nombre de pas à faire pour construire une solution partielle :

Il y a une relation entre le nombre d'itérations «N » pour former une solution complète et le nombre de pas « K » à faire durant chaque construction d'une solution partielle.

Si le nombre de composants de la solution partielle est «P », alors on aura cette relation :

$$P=N*K \dots \dots \dots (4.2)$$

Le nombre de pas « K » n'est pas choisi au hasard, si $K=P$, cela implique que les abeilles ne font qu'une seule itération, et forment directement une solution complète sans

communiquer leurs informations, ce qui revient à dire qu'elles ont formé la solution en se basant juste sur la distance entre le point donné et les autres points.

En revanche ; si « $K = 1$ », ça implique que les abeilles ajoutent, à chaque itération un seul composant à la solution partielle et retournent à la ruche pour évaluer et communiquer leurs informations, ce qui rend la solution meilleure, cependant les abeilles vont faire le maximum d'itérations « $N=P$ » pour construire une solution complète, cela aura un impact sur le temps d'exécution.

En respectant la contrainte donnée par l'équation (1) et en se limitant entre les par « $k=1$ » et « $K=P$ », le nombre de pas à faire est choisi en faisant un compromis entre le temps d'exécution et la qualité de la solution.

4.4.2. La probabilité qu'une abeille reste loyale à sa solution :

Sachant qu'à chaque itération, les abeilles retournent à la ruche pour évaluer leurs solutions, les résultats de l'évaluation seront enregistrés dans un vecteur appelé « évaluation », de taille égale au nombre des abeilles.

Alors à une itération « i » la probabilité qu'une abeille b reste loyale à sa solution partielle est donnée par la relation suivante :

$$P_b^i = e^{-\frac{\max(\text{evaluation}) - \text{evaluation}(b)}{i}} \dots\dots\dots (4.3)$$

On voit bien que si l'abeille b a la valeur maximale de la fonction de performance, la probabilité qu'elle reste loyale à sa solution sera égale à :

$$P_b^i = e^0 = 1$$

La probabilité qu'une abeille reste loyale à sa solution est proportionnelle à la valeur de la fonction de performance.

A cette itération, on aura une probabilité attribuée à chaque abeille.

En appliquant « the roulette wheel selection » à ce vecteur, on détermine les abeilles qui gardent leurs solutions.

Évidemment, cette méthode de sélection préfère les abeilles qui ont la plus grande probabilité, ce qui revient à dire la plus grande valeur de la fonction de performance.

Le nombre d'itérations « i » a un grand rôle dans l'optimisation de la solution, comme on peut voir dans l'équation « 3 », quand le nombre d'itérations augmente la probabilité diminue même si le numérateur est grand, cela veut dire que plus on avance dans le programme, les abeilles auront moins de courage d'explorer d'autres solutions, ce qui limite leur recherches dans un sous-ensemble de meilleurs solutions, afin d'avoir la solution la plus optimale. [4.2]

4.4.3. La probabilité qu'une abeille recruteuse peut être choisie :

Après la détermination des abeilles libres, on forme un autre vecteur d'évaluation « évaluation' » extrait du vecteur « évaluation » tel que tous les éléments attribués déjà aux abeilles libres seront supprimés.

A une itération i , la probabilité qu'une solution partielle b peut être choisie par une abeille libre est donnée comme suite :

$$P_b^i = \frac{\text{evaluation}'(i)}{\text{somme}(\text{evaluation}')} \dots \dots \dots (4.4)$$

Le vecteur « évaluation' » est construit afin de comparer juste entre les abeilles loyales à leurs solutions, comme on peut le voir ; l'abeille qui a la plus grande valeur de fonction d'évaluation va avoir la plus grande probabilité.

Pour déterminer si une abeille libre choisit une abeille recruteuse on applique « the roulette wheel selection » sur le vecteur P' calculé par l'équation (4.4), et leurs solutions partielles seront les mêmes avant de commencer le prochain pas.

4.5. Les résultats de diagnostic:

Dans cet algorithme, il y a une évolution de la solution partielle en fonction du nombre de pas, ce qui n'est pas nécessaire à afficher, par le fait qu'on n'a besoin que de la solution complète ; mais vu qu'il y ait une sélection plus au moins aléatoire, il y aura une variation des pourcentages des solutions d'une exécution à une autre. En exécutant le programme plusieurs fois on peut voir le taux de variation, et le plus important s'il y aurait un changement de décision durant l'exécution.

On applique l'algorithme sur l'échantillon « E1 » de table 3.1, le résultat est représenté à la figure 4.2:

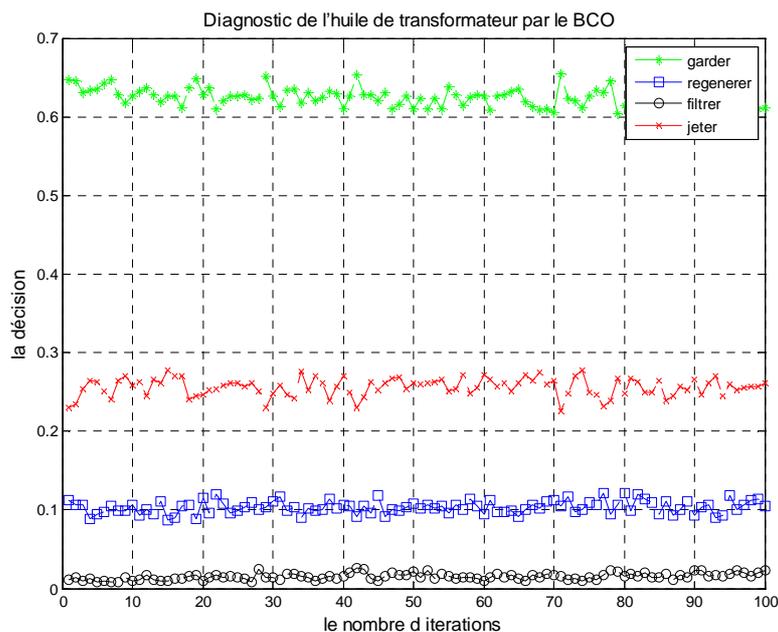


Figure 4.2 : Résultat du diagnostic de l'échantillon 1 par BCO.

Les résultats du diagnostic des quatre échantillons de la table 3.1, par BCO, sont présentés dans la table 4.2

	garder	régénérer	filtrer	jeter
E1	62.14%	10.61%	01.33%	25.92%
E2	31.21%	56.90%	00.57%	11.32
E3	15.32%	15.33%	39.93%	29.42%
E4	09.86%	17.58%	32.49%	40.07%

Table 4.2 : Diagnostic des quatre échantillons par BCO

On a appliqué le BCO sur les mêmes échantillons qu'on a introduits dans le système ACO, on remarque que les résultats obtenus sont conformes avec ceux des experts et la même interprétation décrite pour l'ACO est adoptée pour le BCO.

4.6. Comparons les résultats obtenus à ceux de l'ACO :

Le diagnostic par l'ACO s'avère plus précis, quoiqu'il ne présente pas un comportement complexe comme celui de BCO, mais il utilise l'accumulation de la phéromone durant plusieurs itérations.

L'avantage de BCO est qu'il arrive à la solution durant une seule itération en utilisant un comportement relativement complexe de communication et d'évaluation, ce qui lui procure l'avantage d'un temps d'exécution réduit par rapport à l'ACO.

Conclusion

L'algorithme BCO utilise une différente stratégie de recherche par rapport à l'ACO, on peut dire qu'il effectue une recherche dans l'ensemble des solutions partielles. Notons que cette stratégie le rend plus rapide que l'ACO mais augmente la marge de l'erreur par rapport à la solution exacte.

Références:

[4.1] **D. Teodorovic, M. Selmic**, "Bee Colony Optimization: The Applications Survey", Faculty of Transport and Traffic Engineering, University of Belgrade, 2011, pp 1-8.

[4.2] **M. Farooq**, "Bee-Inspired Protocol Engineering From Nature to Networks", Edit. Springer Verlag, Heidelberg, Berlin, 2009, pp 147-184.

Chapitre 5

Diagnostic par l'algorithme hybride

5.1. La combinaison des algorithmes ACO et BCO :

Dans les deux chapitres précédents, on a développé deux algorithmes, l'algorithme de colonie de fourmis (ACO) et celui de la colonie d'abeilles (BCO).

On a fait en sorte que la formulation du problème du diagnostic de l'huile de transformateur soit la même pour les deux algorithmes afin de pouvoir comparer les résultats de ces derniers, ou encore mieux, les hybrider.

5.1.1. L'espace de solutions complètes :

Dans l'algorithme ACO, les fourmis artificielles utilisent la phéromone pour communiquer, mais une fourmi dépose de la phéromone après avoir effectué tous les tours, et comme le tour représente une solution complète ; on peut considérer que les fourmis réalisent la recherche dans l'espace des solutions complètes. [5.1]

5.1.2. L'espace de solutions partielles :

Dans l'algorithme BCO, les abeilles artificielles montrent un comportement plus complexe que celui des fourmis, mais elles font des recherches par des petits pas avant de trouver une solution complète, c'est comme si les abeilles cherchent dans l'espace des solutions partielles. [5.1]

5.2. L'algorithme hybride ACO/BCO :

Après cette analyse, on remarque que chaque algorithme utilise une différente stratégie de recherche, et les deux méthodes ont donné des résultats à discuter.

L'algorithme hybride doit bénéficier des avantages de ces deux algorithmes, en attribuant à l'agent artificiel les performances des fourmis et des abeilles simultanément.

5.2.1. Description de la stratégie de l'algorithme :

L'idée de l'algorithme hybride est donc, de faire une recherche dans l'espace des solutions partielles et complètes à la fois, les agents artificiels de l'algorithme hybride vont dans la première itération se comporter comme des abeilles, ils cherchent dans l'espace des solutions partielles en faisant, en chaque étape, un certain nombre de pas, revenir à la ruche, évaluer les solutions et faire les prochains pas selon les informations communiquées entre eux jusqu'à construire des solutions complètes, à cette étape le programme des abeilles est terminé, et le résultat est affiché, mais dans le programme hybride les agents effectuent une évaluation des solutions complètes et déposent de la phéromone.

Dans la prochaine itération, les agents artificiels hybrides ne choisiront pas les points à visiter juste selon la fonction de performance définie dans le l'algorithme des abeilles, mais ils vont aussi utiliser la phéromone comme paramètre de décision, la mise à jour de la phéromone son évaporation de va limiter la recherche dans l'espace des solutions sous optimales, ce qui donne une meilleur solution.

5.2.2. Pseudo-code de l'algorithme :

Le pseudo-code de cet algorithme hybride peut se formuler comme suit :

Algorithme 5.1 : ACO-BCO Hybride.

Initialiser les paramètres de l'algorithme

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

Tant que $N < P$

*Pour chaque agent hybride

Tant que $k < m$

-Evaluer tous les points

-Choisir un point à visiter selon «the roulette wheel »

$K = k + 1$

Fin de Tant que

*Evaluer toutes les solutions partielles

* Chaque agent hybride décide selon « the roulette wheel » d'abandonner sa solution ou de la garder ;

*Chaque agent hybride libre choisit selon « the roulette wheel » une abeille recruteuse pour la suivre ;

* $N = N + m$

Fin de Tant que

*Evaluer la solution complète trouvée

*Faire la mise à jour de la phéromone

*Faire l'évaporation de la phéromone

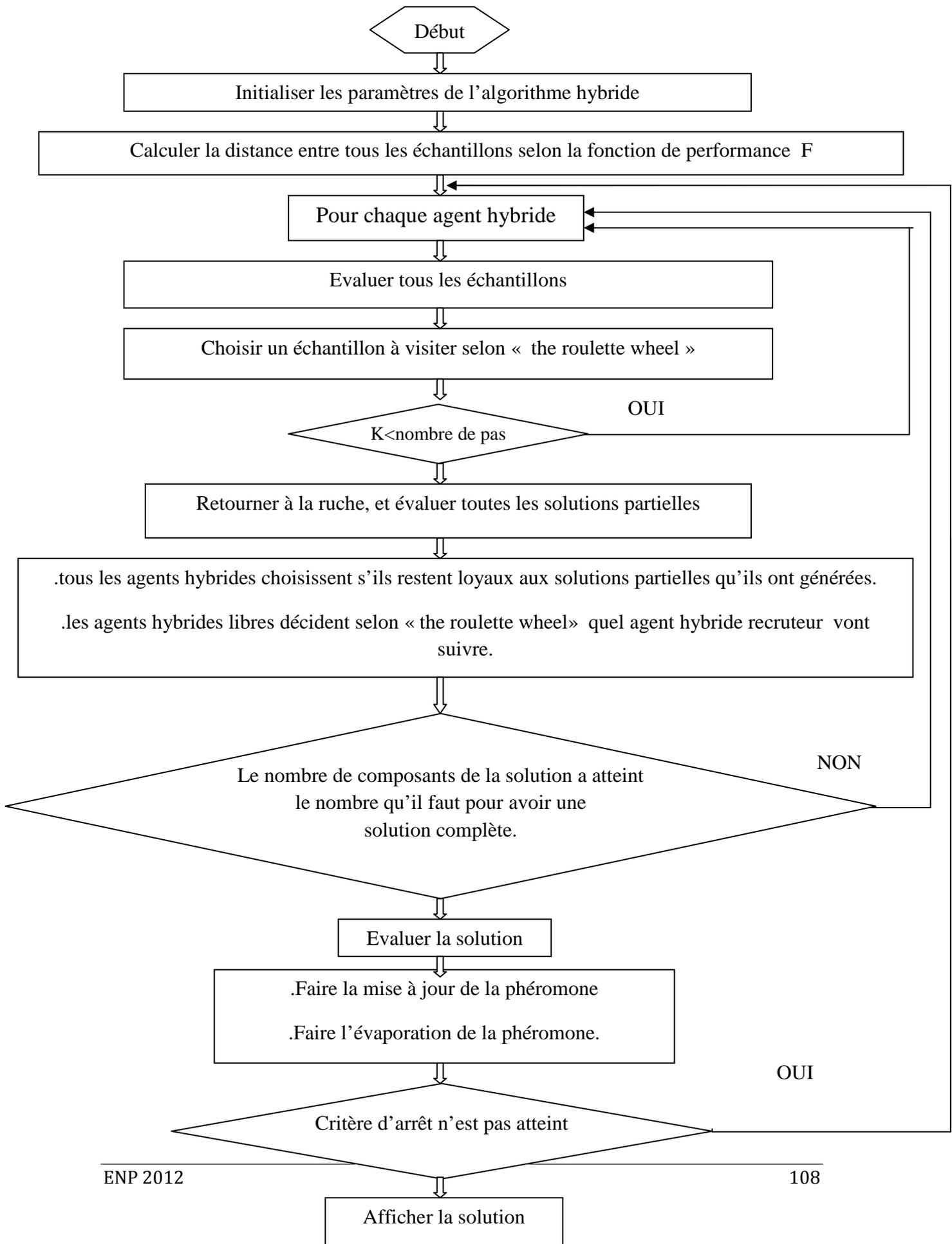
Fin de tant que

Affiche la solution ;

*Le nombre de composants à choisir pour chaque solution partielle est m ;

*Le nombre d'itérations pour construire une solution complète est $N = P/m$

Organigramme explicatif de l'algorithme hybride :



5.3. Paramètres de l'algorithme hybride:

Dans l'algorithme des abeilles, le choix des échantillons par les abeilles était simple, au début de l'algorithme, un vecteur contient les valeurs de la fonction de performance pour tous les échantillons et utilise « the roulette wheel selection » pour choisir les échantillons à visiter, et toute la "magie" est dans la façon dont les abeilles communiquent entre elles pour trouver la solution.

5.3.1. Le choix des échantillons à visiter :

Dans l'algorithme hybride, on essaye d'optimiser le processus de choix des échantillons à visiter en introduisant la phéromone comme un paramètre essentiel dans l'évaluation des points, en donnant des valeurs de la fonction de performance plus grande aux points qui ont été des composants des meilleures solutions afin d'augmenter leurs probabilités d'être choisis.

On peut directement exploiter la formule utilisée par les fourmis.

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_j(t)^\alpha \eta_{ij}^\beta}{\sum_{l \notin J_i^k} \tau_l(t)^\alpha \eta_{il}^\beta}, & \text{si } j \notin J_i^k \\ 0 & \text{si } j \in J_i^k \end{cases} \quad (5.1)$$

J_i^k : L'ensemble des échantillons déjà visités, t : le temps.

5.3.2. L'influence des paramètres α et β :

Comme dans l'algorithme ACO, le choix de ces paramètres définit quelle information doit être la plus utilisée par les agents hybrides :

- si $\alpha=0$; la phéromone est éliminée et l'algorithme devient pareil au BCO,
- si $\beta=0$; les agents hybride vont juste utiliser la phéromone comme information.

En faisant varier le rapport entre ces deux paramètres, on peut choisir quelle information aura l'effet prépondérant.

5.3.3. La probabilité qu'un agent hybride garde sa solution :

Dans l'algorithme BCO, les abeilles évaluent leurs solutions et enregistrent les résultats dans un vecteur appelé « évaluation », en suite elles utilisent la formule (5.2) pour calculer la probabilité qu'une abeille reste loyale à sa solution :

$$P_b^I = e^{-\frac{\max(\text{evaluation}) - \text{evaluation}(b)}{i}} \quad (5.2)$$

Dans l'algorithme hybride, les agents s'assurent de bénéficier de la phéromone, en l'introduisant dans la formule de façon à favoriser les meilleures solutions.

Comme on a déjà vu dans l'algorithme des abeilles, la formule utilise une exponentielle d'un nombre négatif, pour la faire converger vers « 1 », on fait converger l'exposant de l'exponentielle vers « 0 » en le divisant par la valeur de la phéromone.

La raison de diviser par « log (valeur de la phéromone) » et non pas directement par la valeur de phéromone, est déjà expliquée dans le chapitre 4.

5.4. Résultats :

Après avoir décrit l'algorithme hybride, on le teste avec les mêmes échantillons qu'on a utilisés dans l'ACO et le BCO afin de pouvoir les comparer.

Les résultats sont affichés dans les graphes suivants :

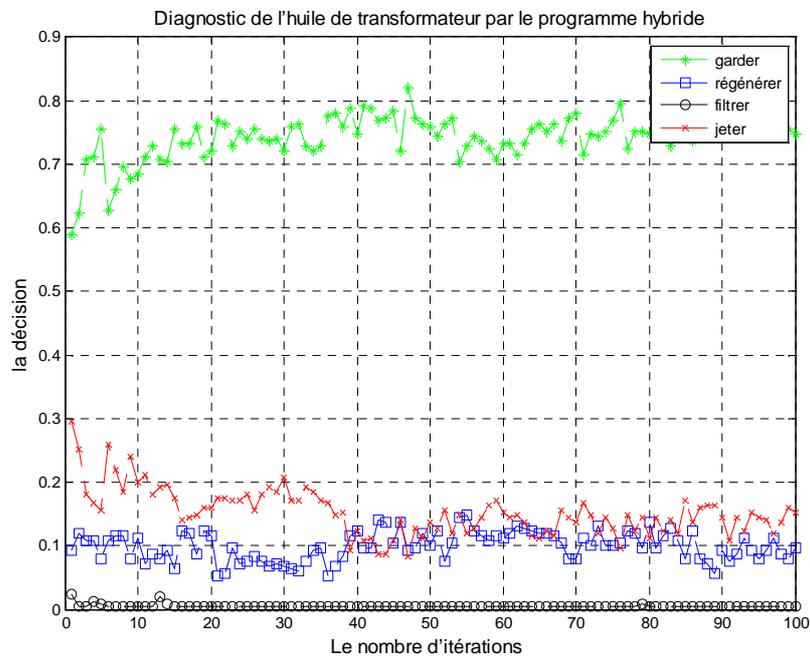


Figure 5.1 : Diagnostic de l'échantillon 1 par le système hybride.

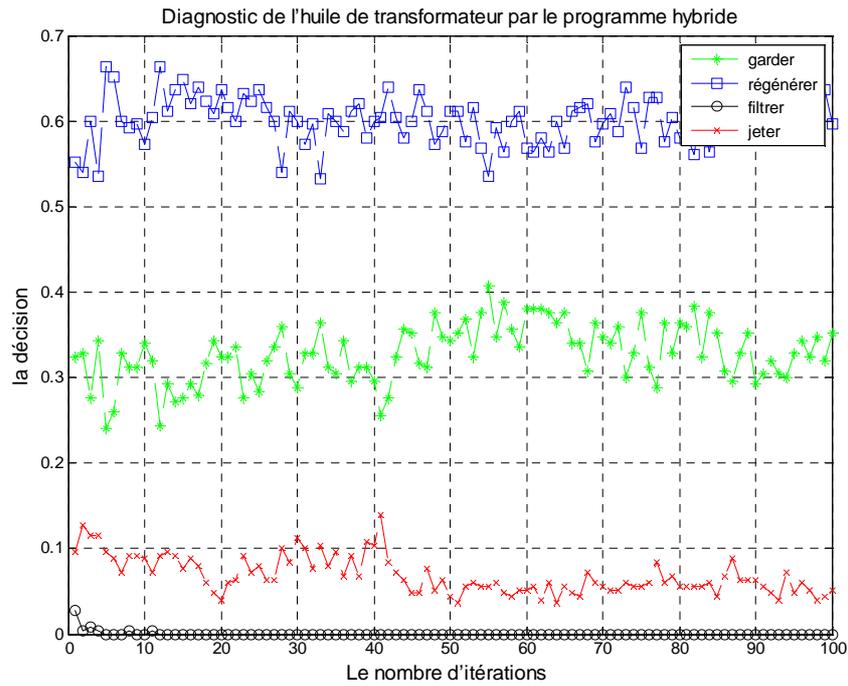


Figure 5.2 : Diagnostic de l'échantillon 2 par le système hybride.

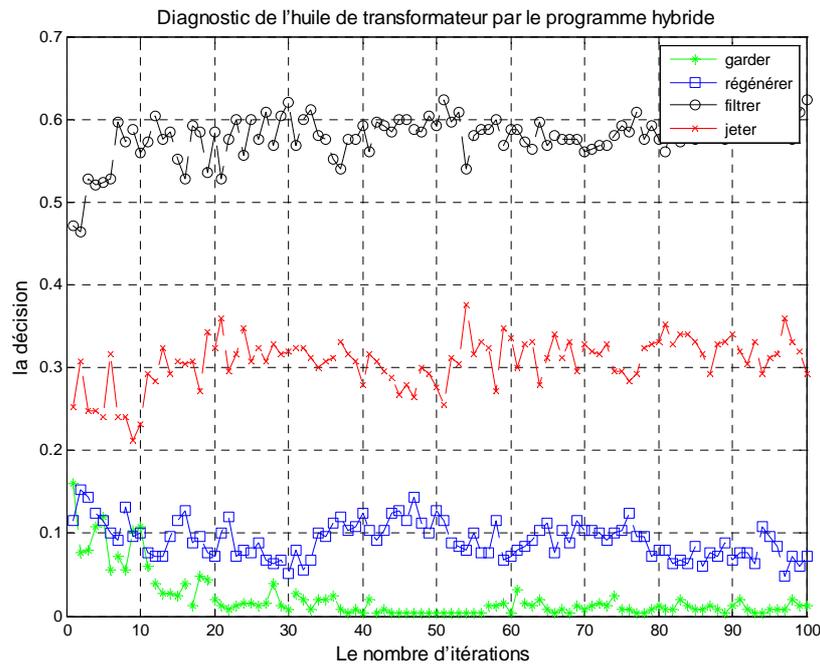


Figure 5.3 : Diagnostic de l'échantillon 3 par le système hybride.

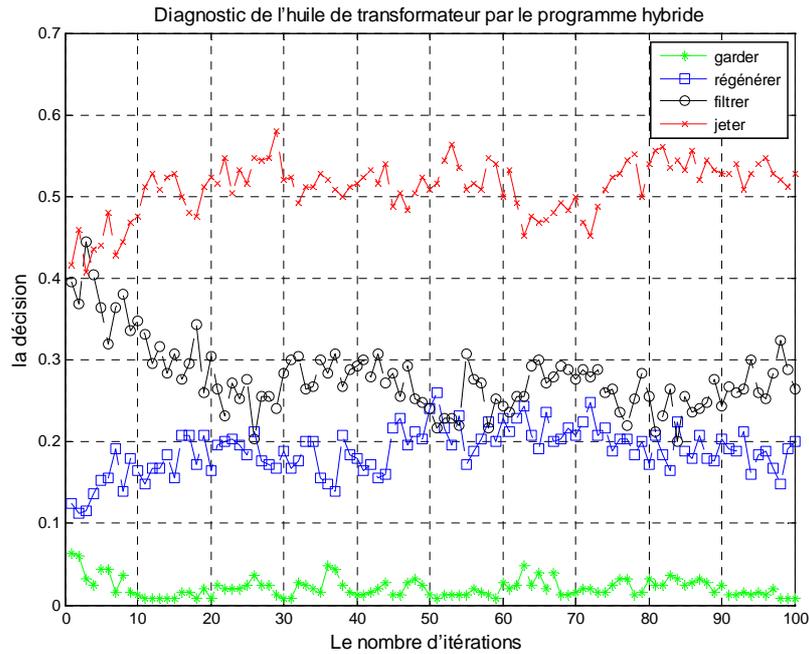


Figure 5.4 : Diagnostic de l'échantillon 4 par le système hybride.

L'algorithme hybride procure des résultats conformes à ceux des experts. Néanmoins, une comparaison objective avec les deux algorithmes ACO et BCO, on définit ce qu'on appelle la « solution exacte » afin de déterminer l'erreur du diagnostic par rapport à cette solution.

5.5. La notion de la solution exacte :

Les notions de convergence et de précision ont un sens relativement trivial, si on ne dispose pas d'une solution dite exacte. [5.1]

On a fait les tests des algorithmes adoptés à l'aide des échantillons dont on connaît déjà les décisions ; mais le processus de leur recherche rend la nature des solutions imprécise et dans la majorité des cas, ça induit à la confusion des résultats et par conséquent à des erreurs ; car si par exemple on teste avec un échantillon dont la décision est garder, le résultat qu'on attend de notre algorithme, avec toute vraisemblance est de « 100% garder et 0% pour les autres », si on définit la précision et le temps de convergence en se basant sur ce résultat on n'aboutira pas à une convergence fiable, car il faut comparer avec la solution exacte trouvée selon notre formulation du problème.

Dans notre formulation du problème du diagnostic de l'huile, les agents artificiels font des tours, cela est indispensable car si on réduit le nombre d'éléments d'un tour à 1, cela veut dire qu'on va pondérer la solution de l'échantillon de la base de donnée qui est le plus similaire à l'échantillon en question, la décision de ce dernier a été prise par des experts mais il ne représente qu'un cas précis des intervalle recommandés par la CEI, c'est là où figure

l'obligation de prendre la décision d'un ensemble d'échantillons de la base de données et non pas un seul, à fin d'embrasser un maximum de valeurs des intervalles donnés par la CEI.

Dans cette formulation donc, il y a un tour qui aura le maximum de la fonction de performance, et la décision donnée par ce tour représente la solution exacte qui sera utilisée pour calculer la précision et le temps de convergence.

Cette solution est calculée en énumérant toutes les combinaisons sans répétitions, tirées d'un ensemble de nombres naturels qui représentent les indices des échantillons dans la base de données. Par exemple si on dispose d'une base de données de 5 échantillons et on veut faire des tours de 3 éléments, le nombre des tours possible à faire est 10, on calcule pour chaque tour la valeur de la fonction de performance et celle qui a la plus grande valeur représente la solution exacte.

- **Mais pourquoi on n'utilise pas directement les intervalles donnés pas la CEI ?**
- **Ou encore, si on utilise les algorithmes intelligents, pourquoi on ne fait pas en sorte d'effectuer tous les tours possibles, ensuite on choisit le meilleur tour?**

La réponse est que la base de données embrasse plusieurs valeurs des intervalles de CEI, et aussi dispose d'un autre paramètre qui est la décision des experts, par conséquent, l'énumération et le traitement de tous les tours demande énormément de temps pour l'exécution ; c'est un problème dit « difficile ».

De ce fait, les algorithmes de l'intelligence en essaim adoptés optimiseront la décision dans un temps largement réduit, et avec une commodité d'utilisation.

5.6. L'ajustement des paramètres de l'ACO et du système hybride:

L'ajustement de alfa et de bêta :

On utilise l'échantillon « E1 » de la table «3.1» pour déterminer les valeurs optimales, de « alpha » qui influe sur la phéromone et de « bêta » qui influe sur l'heuristique de recherche, qu'il faut prendre afin d'avoir une meilleure précision.

Pour cela, il faut d'abord calculer la solution exacte afin de déterminer l'erreur.

L'algorithme qui calcule la solution exacte appliqué à l'échantillon « E1 » nous a donné les résultats suivants :

La décision	garder	régénérer	filtrer	jeter
Le pourcentage	20%	80%	0%	0%

On fait varier « alpha » et « bêta » dans l'intervalle [0,1,1], d'une façon à ce que le programme s'exécute en prenant pour chaque valeur de alpha toutes les valeurs de bêta, le résultat constitue une matrice qui contient les précisions, les indices du minimum de cette matrice nous indique la valeur de « alpha » et de « bêta » 'optimale' qu'il faut prendre pour avoir une meilleure précision.

L'exécution nous a donné comme valeurs de « alpha » et de « bêta » :

Alpha=0.4 ;

Bêta=0.4 ;

Mais ces valeurs sont calculées juste pour l'échantillon « E 1 » de la table « 3.1 », dont la décision est garder, et si on calcule « alpha » et « bêta » pour un autre échantillon de décision différente, le résultat change, car si l'échantillon à tester est par exemple à régénérer, l'algorithme utilisera la fonction de comparaison d'une façon différente en favorisant l'utilisation de l'information donnée par l'acidité, ce qui fait que le rapport d'utilisation de la phéromone et de l'information heuristique changera dans le cas où l'échantillon n'est pas à régénérer.

Pour contourner ce problème, on calcule les valeurs moyennes des tests physico-chimiques des échantillons de chaque classe.

Par exemple, pour la classe « garder » on calcule un échantillon dont ses valeurs des tests physicochimiques sont la moyenne de toute la classe garder.

On aura quatre échantillons dont leurs valeurs de tests physico-chimiques sont moyennes, un échantillon à garder, un échantillon à régénérer, un échantillon à filtrer et un autre à jeter.

On applique l'algorithme qui calcule « alpha » et « bêta » pour une meilleure précision sur ces quatre échantillons, et les valeurs de « alpha » et de « bêta » adoptées dans notre algorithme seront la moyenne des valeurs de « alpha » et de « bêta » trouvées pour les quatre échantillons, ainsi, on a pris compte de tout les cas en attribuant une valeur moyenne à « alpha » et à « bêta ».

Tout ce travail a été fait pour une valeur de taux d'évaporation, or, le taux d'évaporation a une importance majeure, car il aide les fourmis à oublier les mauvaises solutions, et cela, en évaporant de la phéromone, son changement affecte la valeur de « alpha » et de « bêta » optimale, en modifiant la valeur de la phéromone.

Pour cela, on exécute l'algorithme précédent en changeant à chaque fois le taux d'évaporation, ce qui fait qu'on aura pour chaque valeur une matrice qui à chaque valeur de « alpha » et de « bêta » a une telle précision, En voyant les indices du max on aura « alpha » et « bêta » et du taux d'évaporation pour avoir une meilleure précision en tenant compte des différentes nuances citées auparavant.

On fait varier le taux d'évaporation dans l'intervalle [0,0.9].

On fait varier « alpha » et « bêta » dans l'intervalle [0.1 ,1].

Les résultats de l'exécution sont :

Alpha=0.85

Bêta=0.75

Taux d'évaporation= ρ =0.1

Notons que cet algorithme prend beaucoup de temps pour donner une solution, qui est déterminée seulement pour cette base de données.

On applique le même algorithme décrit auparavant pour ajuster les paramètres de l'algorithme hybride.

5.7. Comparaison :

On ajuste les paramètres de « alpha » et de « beta » et du taux d'évaporation pour l'ACO et pour l'algorithme hybride afin qu'ils nous donnent une solution à une erreur minimale.

En utilisant la fonction « tic, toc » de la bibliothèque MATLAB, pour calculer le temps d'exécution mis par les trois algorithmes, L'ACO, le BCO et l'algorithme hybride.

On applique ces algorithmes sur l'échantillon « E1 » de la table 3.1 tout en calculant l'erreur, et le temps d'exécution pris par chaque algorithme.

Les résultats sont présentés dans le tableau suivant :

Algorithme	L'erreur	Le temps d'exécution (s)
L'ACO	0.0840	11.0776
Le BCO	0.2300	0.5689
L'hybride	0.0532	10.3346

On remarque que le temps d'exécution mis par le BCO est le plus court, mais l'erreur commise est grande par rapport à l'ACO et à L'hybride.

On remarque aussi que l'hybride a l'erreur la plus petite, et son temps d'exécution est inférieur à celui de l'ACO.

Conclusion :

- L'ACO est plus précis que le BCO.
- Le BCO est l'algorithme le plus rapide.
- L'algorithme hybride est le plus précis. Il est plus rapide que l'ACO ce qui le rend le plus performant.

Références :

[5.1] **B. Shuang, J. Chen, Z. Li**, "PS-ACO Hybrid Algorithm: Study on hybrid PS-ACO algorithm", Edit. Springer Science+Business Media, LLC, May 2009, pp 1-20

CONCLUSION GENERALE

Un bon diagnostic des huiles de transformateurs est primordial, pour assurer la sécurité des biens et des personnes et la continuité de service. Il ne peut être fait que par des personnes compétentes. Le recours aux systèmes intelligents permet de capitaliser les connaissances et l'expérience humaine.

Dans ce travail, on a élaboré des heuristiques d'adaptation des algorithmes d'optimisation par colonie de fourmis, par colonie d'abeilles et un système hybride des deux approches, pour une application réelle dans le domaine de l'ingénierie, qui est le diagnostic de l'huile de transformateurs. Ces algorithmes ont donné des résultats satisfaisants, néanmoins le nombre d'échantillons d'huile est relativement réduit, ce qui empêche de pousser plus loin les performances du diagnostic par les systèmes adoptés.

Les algorithmes adoptés dépendent de plusieurs paramètres et un choix judicieux de ces derniers influent considérablement sur les facteurs de fiabilité du diagnostic, en l'occurrence : la précision et la convergence vers des décisions idéales prises par des experts, appelée autrement les solutions exactes.

Le choix de ces paramètres se fait d'une manière expérimentale via plusieurs tests. Les valeurs de ces paramètres doivent assurer une grande précision dans un minimum de temps de convergence.

L'algorithme hybride a une meilleure convergence par rapport aux algorithmes ACO et BCO.

Si on fixe des valeurs optimales des paramètres pour tous les algorithmes, on constate que le BCO est le plus rapide, car le BCO utilise juste une itération. Et l'algorithme hybride est le plus précis.

La difficulté des algorithmes adoptés réside dans l'étape d'initialisation, mais leur stratégie de recherche offre un large ensemble de solutions.

Il serait intéressant de voir l'effet de l'utilisation des autres algorithmes d'apprentissage qu'ils soient supervisés ou non. Les algorithmes de l'intelligence en essaim peuvent être hybridés avec d'autres approches telles que les méthodes algorithmiques dites exactes, pour remédier au problème d'initialisation en particulier.

Et il serait également plus intéressant d'appliquer les deux algorithmes ACO et BCO sur d'autres problèmes dans le domaine de la haute tension afin de consolider leurs performances.

ANNEXES

Base de données utilisée par les systèmes adoptés au diagnostic :

La base de données utilisée 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" appliqués aux transformateurs de puissance dont la tension maximale de réseau est limité entre 72.5 kV et 170 kV. [1.17]

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

الملخص:

إن صيانة المحولات الكهربائية تسمح بضمان استمرارية تشغيلها. تشخيص الزيت العازل للمحولات يشكل طريقة ناجعة لتوقع الأعطاب و تجنبها. هذا البحث يتمثل في تبني طريقتين من الطرق المساعدة على الكشف بذكاء الأسراب : خوارزمية البحث عن الحل الأمثل بمستعمرة النمل و خوارزمية البحث عن الحل الأمثل بمستعمرة النحل في تشخيص الزيت العازل للمحولات. ويقترح التهجين بين الطريقتين. مقارنة الخوارزميات الثلاثة يدل على أن الخوارزمية الهجينة تقود إلى نتائج أفضل. **الكلمات المفتاحية:** التشخيص زيت المحولات، الطرق المساعدة على الكشف, ذكاء الأسراب، خوارزمية البحث عن الحل الأمثل لمستعمرة النمل ، خوارزمية البحث عن الحل الأمثل لمستعمرة النحل ، الخوارزمية الهجينة.

Résumé :

La maintenance des transformateurs permet d'assurer la continuité de leur fonctionnement. Le diagnostic de l'huile isolante constitue une méthode efficace de prévenir les dysfonctionnements et de les éviter.

Ce travail consiste à l'adaptation deux métaheuristiques de l'intelligence en essaim : algorithme d'optimisation par colonie de fourmis et algorithme d'optimisation par colonie d'abeilles au diagnostic de l'huile de transformateurs. Une méthode d'hybridation des deux approches est proposée.

La comparaison des trois algorithmes montre que l'algorithme hybride conduit à des meilleurs résultats.

Mots clés : Diagnostic de l'huile de transformateurs, métaheuristiques, intelligence en essaim, optimisation par colonie de fourmis, optimisation par colonie d'abeilles, algorithme hybride.

Abstract:

The monitoring of transformers ensures the continuity of their operation. The diagnosis of the insulating oil is an effective method of preventing malfunctions and avoids them.

This work involves the adaptation of two swarm intelligence metaheuristics: ant colony optimization and bee colony optimization in the diagnosis of transformer oil. A method of hybridization of the two approaches is proposed.

The comparison of the three algorithms shows that the hybrid algorithm yields better results.

Keywords: Transformer oil diagnosis, metaheuristics, swarm intelligence, ant colony optimization, bee colony optimization, hybrid algorithm.