

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Département de l'Electrotechnique

Faculté des Sciences de l'Ingénieur

Université Hassiba Ben Bouali

Chlef, Algérie

Mémoire de Magister

Présenté par :

Rezig Missoum

Ingénieur en Informatique, option : Software

Pour obtenir le diplôme de :

Magistère en Electrotechnique

Option : Réseaux Electriques.

Thème

Etude d'un dispatching économique des puissances actives par les algorithmes de fourmis

Soutenu le : 14/10/ 2008

Devant le jury composé de :

Président	: Mr. Bachir Belmadani	Professeur	(UHB- Chlef)
Encadreur	: Mr. Mostefa Rahli	Professeur	(USTO-MB-Oran)
Examineurs	: Mr. Mohamed Benarous	Maître de Conférence	(UHB-Chlef)
	Mr. Rabah Ouiddir	Maître de conférence	(U.Sidi.Belabes)
	Mr. Mohamed Mostefaoui	Chargé de cours	(UHB- Chlef)

ANNEE UNIVERSITAIRE 2008-2009



Remerciements

Je tiens à remercier vivement mon Encadreur Monsieur Rahli Mostefa, Professeur à l'Université d'Oran qui a encadré mes travaux durant ces années de thèse. Par ses conseils, son dévouement constant et ses nombreuses discussions, il a permis à ce travail d'être ce qu'il est aujourd'hui. Je le remercie également pour la liberté et la confiance qu'il m'a toujours accordée. Je remercie Monsieur Bachir Belmadani Professeur à l'Université de Chlef pour l'attention et l'amitié qu'il m'a apporté durant toutes ces années ainsi que pour sa lecture et ces commentaires qui m'ont permis d'améliorer ce manuscrit. Merci également à ma famille et en particulier mes parents, pour l'encouragement constant et leur aide moral sans retenue tout au long de mes études. Je remercie ma femme pour le soutien et ses encouragements pour la finalisation de ce travail.

Mes profonds remerciements à:

- L'ensemble des enseignants qui ont participé à ma formation.
- Tous les responsables du départements d'Electrotechnique à Chlef

Il m'est particulièrement agréable de remercier :

Monsieur BENAROUS MOHAMED, Professeur à l'université Hassiba Ben Bouali de Chlef, qui me fait honneur d'examiner ce travail.

- Monsieur OUIDIR RABAH, Professeur à l'université Djilali Liabès Sidi Bel Abbès, qui me fait honneur de juger ce travail.

- Monsieur MOSTEFAOUI MOHAMED, Enseignant à l'université Hassiba Ben Bouali de Chlef, qui me fait honneur de juger ce modeste travail.

• Tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce mémoire de magister en particulier les Professeurs :

- **Monsieurs : Cherid ahmed, Zegaoui Abdellah, Alouache hadj, Adda Belkoucir Abdelkader, Ali Benamara Abdelkader, Harbouche Ahmed , Mohamed Bederar , Djehbar Aek , bounadja, hlaimi et taleb.**

Malheureusement je crains d'oublier de citer certaines personnes; j'espère qu'elles ne m'en tiendront pas grief, et je peux leur assurer qu'elles ont une place particulière dans mon coeur.

Grands remerciements a mon grand ami Abdelkader Mostefaoui

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE	9
CHAPITRE I INTRODUCTION AUX RESEAUX ELECTRIQUES ET ECOULEMENT DES PUISSANCES	16
I.1. Description du réseau électrique	17
I.1.1. Définition et organisation.....	17
I.1.2. Les composantes d'un réseau électrique.....	20
I.1.3. L'industrie de la production électrique	21
I.1.4. Les sous-systèmes de transformation	23
I.1.5. Les moyens de transport de l'électricité.....	23
I.2. Le réseau transport et d'interconnexion.....	23
I.2.1. Les réseaux de répartition régionale ou locale.....	24
I.2.2. Distribution de l'énergie	25
I.2.3. Réseau radial (simple dérivation).....	26
I.2.4. Réseau boucle ouverte.....	26
I.2.5. Schéma double dérivation.....	28
I.3. ECOULEMENT DE PUISSANCE.....	29
I.3.1. Introduction.....	29
I.3.2. Description et modélisation des éléments des puissances du réseau.....	29
I.3.2.1. Générateur de puissance.....	29
I.3.2.2. Lignes triphasées équilibrées.....	30
I.3.2.3. Transformateur de puissance.....	31
I.3.2.4. Les charges électriques.....	33
I.3.2.5. Element shunt (Condensateur ou réactance).....	33
I.3.2.6. Présentation de quelques systèmes FACTS.....	35
I.3.3. Les équations de l'écoulement de puissance.....	36
I.3.3.1. Equations de l'écoulement de puissances dans les lignes.....	38
I.3.3.2. Quelques observations sur les équations de l'écoulement de puissance.....	39
I.3.3.3. Classification des variables de l'écoulement de puissance.....	40
I.3.4. Algorithme de Newton Raphson appliquée aux équations de puissance.....	40
I.3.5. Conclusion.....	43
CHAPITRE II. CALCUL DES ECOULEMENTS OPTIMALS DES PUISSANCES	44
II.1. Introduction.....	45
II.2. Notion de principe de commande de répartition des puissances.....	45
II.3. Principe de répartition économique de puissances.....	48
II.3.1. Notion de modelisation du réseau.....	50
II.4- PROCESSUS D'OPTIMISATION.....	52
II.4.1. Introduction.....	52
II.4.2. Les différentes méthodes d'optimisation	54
II.4.2.1. Programmation linéaire.	54
II.4.2.2. Méthodes non linéaires.....	56
II.4.3. Application de le méthode de Gauss-Seidel.....	62
II.4.3.1. Calcul de l'écoulement de puissances.....	64
II.4.3.2. L'algorithme de résolution.....	65

CHAPITRE III	LES METHODES D'OPTIMISATION	69
III.1. Les problèmes d'optimisation.....		70
III.2. Les éléments d'optimisation.....		70
III.3.l'optimisation combinatoire.....		71
III.4.. La démarche heuristique.....		73
III.5. les méta- heuristiques.....		73
III.6. Organisation générale.....		73
III.7. Application.....		76
III.8. Les méta- heuristiques évolutionnaires/génétiques.....		77
III.9. Principe.....		78
III.10. Les méta-heuristiques éthologiques/colonies de fourmis.....		81
III.11.Conclusion		82
CHAPITRE IV	ALGORITHMES DES COLONIES DE FOURMIS	83
IV.1.Optimisation par colonies de fourmis.....		84
IV.2.les fourmis réelles.....		84
IV.2.1.les insectes sociaux.....		85
IV.2.2.l'intelligence collective des fourmis.....		86
IV.2.3.les comportements collectifs des insectes.....		91
IV.2.3.1.l'autoorganisation chez les insectes sociaux.....		91
IV.3. Les fourmis artificielles.....		96
IV.4.Optimisation par colonies de fourmis.....		98
IV.4.1.Problème du voyageur de commerce (TSP).....		98
IV.4.1.1. Algorithme de base		99
IV.4.2.Variantes.....		101
IV.4.2.1. Ant System et elitisme.....		101
IV.4.2.2.Ant-Q.....		101
IV.4.2.3.Ant Colony System.....		102
IV.4.2.4. ACS & 3-opt		103
IV.5. Formalisation du problème.....		104
IV.5.1. Représentation du problème.....		104
IV.5.2. Comportement des fourmis.....		105
IV.5.3.Organisation des méta-heuristiques.....		106
CHAPITRE V	ALGORITHME DE COLONIES DE FOURMIS APPLIQUE A L'OPF	107
V.1. Formalisation d'un algorithme de colonie de fourmis appliqué à l'OPF		108
V.2.Représentation du problème d'OPF.....		108
V.3.Comportement des fourmis.....		108
V.4. Organigramme de la technique ACO appliquée à l'OPF.....		109
V.5. Conclusion.....		139
CHAPITRE VI TESTS ET APPLICATIONS DE L'ALGORITHME ACO AUX RESEAUX ELECTRIQUES		114
VI.1. Introduction.....		114
VI.2. ACO-OPF appliquée sur le réseau test de 25 jeux de barres.....		115
VI.3. ACO-OPF appliquée au réseau test IEEE 30-bus.....		118
CONCLUSION		124
BIBLIOGRAPHIE		126

Liste des symboles et abréviations

[Z]	Matrice d'admittance
$\nabla L()$	Gradient de Lagrangien
ACO	Ant Colony Optimiation
ACS	Ant Colony System
AG	Algorithmes Génétiques
ai, bi, et ci	Coefficients de la courbe du coût quadratique du générateur i
AS	Ant System
BFGS	Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno
b_{km}	Un élément de la partie imaginaire de la matrice admittance du réseau
EP	Ecoulement de puissances
F()	Fonction objective
FACTS	Flexible AC transmission system
$g()$	Contraintes d'égalités
g_{km}	Un élément de la partie réel de la matrice admittance du réseau
$h()$	Contraintes d'inégalités
H()	Matrice hessienne
IC	Le coût incrémental.
L()	Fonction de Lagrange ou le Lagrangien
ng	Nombre de générateurs interconnectés
N-R	Newton-Raphson
OCF	Optimisation par colonie de fourmis
OPF	Optimal Power Flow (Ecoulement de Puissance Optimal)
P_{Gk}	Puissance active générée au jeu de barres k
P_k	Puissance active injectée au jeu de barres k
P_{km}	Transit de puissance active du jeu de barres k vers le jeu de barres m
q_0	Paramètre qui contrôle le ratio entre exploitation et exploration
Q_{Gk}	Puissance réactive générée au jeu de barres k
Q_k	Puissance réactive injectée au jeu de barres k
Q_{km}	Transit de puissance réactive du jeu de barres k vers le jeu de barres m
Q-N	Quasi-Newton
S_D	Puissance demandée
S_G	Puissance générée
S_{km}	Transit de puissance apparente du jeu de barres k vers le jeu de barres m

SVC	Static var compensators
t_{km}	Prise du transformateur entre deux jeux de barres k et m
TSP	Travelling salesman problem
V_k	Module de tension au jeu de barres k
X_{max}	Signifié une limite maximale sur un variable
X_{min}	Signifié une limite minimale sur un variable
Y	Matrice admittance
y_{km}	Module d'un élément de la matrice admittance du réseau
α_{km}	Angle de phase du transformateur entre deux jeux de barres k et m
β	Paramètre qui contrôle le ratio entre l'importance de la phéromone et de la visibilité
δ_{km}	Angle de phase d'un élément de la matrice admittance du réseau
η_{ij}	Visibilité de la fourmi
θ_k	Angle de tension au jeu de barres k
θ_{km}	Différence entre les angles de tension des jeux de barres k et m
λ	En général, c'est un multiplicateur de Lagrange pour les contraintes d'égalités
μ	En général, c'est un multiplicateur de Lagrange pour les contraintes d'inégalités
ρ	Taux d'évaporation de la phéromone
τ	Concentration en phéromone
τ_0	Niveau de phéromone initial

Résumé

Dans ce mémoire, nous présentons la solution des répartitions optimales par l'application d'une méthode méta-heuristique qui est l'algorithme de colonie de fourmis sur l'optimisation de l'écoulement de puissance. L'objectif est de minimiser le coût du combustible nécessaire aux différentes unités de production et conserver également les performances du système.

Dans cette méthode, les contraintes sont d'un seul type :

les contraintes actives qui sont vérifiées par la procédure de l'ACO

La performance de cette méthode méta-heuristique a été testée sur des réseaux génériques de 25 et 30 jeux de barres. En comparant cette méthode avec des méthodes classiques et évolutionnaires nous avons constaté qu'elle converge à des résultats meilleurs que les méthodes classiques et comparables avec les méthodes évolutionnaires. On peut dire que l'optimisation de l'écoulement de puissance par la méthode de colonie de fourmis est une méthode globale puisqu'elle converge à la même solution approximativement de tout point de départ et donne un vecteur de contrôle cohérent.

Abstract

This thesis presents the solution of optimal power flow (OPF) problem of a power system via an Ant Colony Optimization Meta-heuristic method.

The objective is to minimize the total fuel cost of thermal generating units and also conserve an acceptable system performance in terms of limits on generator real and reactive power outputs, bus voltages, shunt capacitors/reactors, transformers tap-setting and power flow of transmission lines.

As a study cases, the 25 bus network, the IEEE 30 bus network. The simulation results show that for medium-scale system an ACO algorithm code can give a best result with reduced time. It is recommended to indicate that in large-scale system the number of constraints is very large consequently the ACO accomplished in a large CPU time.

To save an important CPU time, the constraints are to be decomposing in active constraints and reactive ones. The active constraints are the parameters whose enter directly in the cost function and the reactive constraints are infecting the cost function indirectly. With this approach, only the active constraints are taken to calculate the optimal solution set. And the reactive constraints are taking in an efficient load flow by recalculate active power of the slack bus.

INTRODUCTION GENERALE

Dans les prochaines décennies, la demande en électricité continuera d'augmenter. La croissance économique et démographique ainsi que l'utilisation de nouvelles technologies auront des effets qui seront encore plus importants que les potentiels d'économie. Une éventuelle augmentation des prix n'aura qu'une faible incidence sur la demande. Une augmentation des prix du pétrole et du gaz naturel attisera la demande en électricité, notamment parce que l'amélioration de l'efficacité énergétique globale implique une importance à l'étude des systèmes électriques dans les processus.

Or l'utilisation d'une méthodologie de conception hiérarchique est indispensable. Basée sur la modélisation comportementale de chaque élément du système, avant tout le choix d'architecture, une telle approche permet en effet de réduire le temps d'étude, de conception et d'améliorer la fiabilité. Appliqué avec succès dans le domaine électrique, ce paradigme doit maintenant être étendu à l'analogique. Cela est aujourd'hui possible grâce à l'offre récente de puissants langages de modélisation comportementale et fonctionnelle.

Le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance (OPF) essaye de maximiser le profit de la totalité des consommateurs de l'énergie électrique, de minimiser le coût total des puissances actives générées de façon que les pertes de puissances actives et réactives sont acceptables et les contraintes sur

les transits des puissances dans les lignes de transport sont satisfaites et de contrôler les puissances actives sortantes des générateurs ainsi que leurs niveaux de tension.

L'OPF peut aussi contrôler les transformateurs à prises de charges et à angle de phase, ainsi que tout les autres appareils des Systèmes de Transmission Flexibles en Courant Alternatif (FACTS).

L'étude de l'optimisation de l'écoulement de puissance (OPF) nécessite la connaissance du transit des puissances dans un réseau électrique ainsi que les tensions aux différents points remarquables du réseau (générateurs – transformateurs - charges). Ces grandeurs sont nécessaires pour la conduite des réseaux et pour déterminer l'évolution du réseau en cas de changement de configurations, telles que, l'adjonction de nouveaux générateurs, la croissance de la demande d'énergie, et l'implantation de nouvelles lignes.

La complexité des problèmes liés aux réseaux électriques surtout avec l'utilisation des FACTS fait en sorte qu'il est souvent difficile d'utiliser des méthodes exactes d'optimisation compte tenu du manque de flexibilité des méthodes classiques pour intégrer diverses contraintes spécifiques. Les métaheuristiques constituent alors une stratégie de résolution de plus en plus privilégiée.

Les techniques d'optimisation dépendent de la nature de la fonction objective et de l'ensemble des contraintes. Les sous-domaines majeurs suivants existent :

► La programmation linéaire étudie les cas où l'ensemble contraint est défini par des égalités et inégalités linéaires.

► la programmation linéaire en nombres entiers étudie les programmes linéaires dans lesquels certaines ou toutes les variables sont contraintes à prendre des valeurs entières.

► La programmation quadratique permet à la fonction objective d'avoir des termes quadratiques, pendant que l'ensemble contraint doit être spécifié avec des égalités/inégalités linéaires.

► La programmation non-linéaire (NP) étudie le cas général dans lequel l'objectif et/ou les contraintes contiennent des parties non-linéaires.

► La programmation stochastique étudie le cas dans lequel certaines des contraintes dépendent des variables aléatoires

► la programmation dynamique utilise la propriété qu'une solution optimale se compose nécessairement de sous-solutions optimales.

Si la fonction objectif est convexe sur l'ensemble des solutions faisables (défini par les contraintes) alors tout minimum local est aussi un minimum global. Des techniques numériques robustes et rapides existent pour optimiser des fonctions convexes doublement dérivables. En dehors de ces fonctions, des techniques moins idéales doivent être employées.

Les problèmes à contraintes peuvent souvent être transformés en des problèmes sans contraintes à l'aide du multiplicateur de Lagrange : cette méthode revient en effet à introduire des pénalités croissantes à mesure qu'on se rapproche des contraintes.

De nombreuses techniques existent pour trouver un bon minimum local dans les problèmes d'optimisation non-linéaires avec plusieurs minimums locaux pauvres, elles sont généralement considérées comme des méta-heuristiques.

Les méta-heuristiques forment une famille d'algorithmes d'optimisation visant à résoudre des problèmes d'optimisation difficile pour lesquels on ne connaît pas de méthode classique plus efficace.

Les méta-heuristiques sont généralement des algorithmes stochastiques, qui progressent vers un optimum par échantillonnage d'une fonction objectif.

Les métaheuristiques sont généralement utilisées comme des méthodes génériques pouvant optimiser une large gamme de problèmes différents, sans nécessiter de changements profonds dans l'algorithme employé.

Les métaheuristiques sont souvent employées en optimisation combinatoire, mais on en rencontre également pour des problèmes continus ou mixtes (problèmes à variables discrètes et continues).

D'une manière générale, les métaheuristiques s'articulent autour de trois notions :

1. exploration /diversification,
2. exploitation/ intensification,
3. mémoire et apprentissage.

L'exploration (ou diversification) désigne les processus visant à récolter de l'information sur le problème optimisé. L'exploitation (ou intensification) vise à utiliser l'information déjà récoltée pour définir et parcourir les zones intéressantes de l'espace de recherche. La mémoire est le support de l'apprentissage, qui permet à l'algorithme de ne tenir compte que des zones où l'optimum global est susceptible de se trouver, évitant ainsi les optima locaux.

Les métaheuristiques progressent de façon itérative, en alternant des phases d'intensification, de diversification et d'apprentissage. L'état de départ

est souvent choisi aléatoirement, l'algorithme se déroulant ensuite jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint.

Les métaheuristiques sont souvent inspirées par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique (cas du recuit simulé), en biologie de l'évolution (cas des algorithmes génétiques) ou encore en éthologie (cas des algorithmes de colonies de fourmis).

Les métaheuristiques les plus connues sont :

- ▶ Les algorithmes génétiques,
- ▶ Le recuit simulé,
- ▶ la recherche avec tabous,
- ▶ Les algorithmes de colonies de fourmis,
- ▶ Les algorithmes d'optimisation par essaims particulaires,

Nous sommes souvent assujettis dans le domaine d'optimisation à deux contraintes contradictoires :

- L'impossibilité technique de résoudre exactement les problèmes NP-difficiles dans un temps raisonnable ;
- L'impératif de fournir à un décideur une solution de la meilleure qualité possible.

Pour cela, de nombreuses méthodes de résolution approchées ont vu le jour. Lorsque le problème le permet, des méthodes exactes sont préférés, dans le cas contraire des approches heuristiques sont employées.

La méthode de colonie de fourmis est une méthode d'optimisation métaheuristique qui a été introduite pour la première fois dans la thèse de doctorat de Marco Dorigo (1992). Elle a été inspirée par des études sur le comportement des fourmis réelles. Une colonie de fourmis communiquent indirectement via des modifications dynamiques de leurs pistes de phéromones et construisent ainsi une solution à un problème d'optimisation en s'appuyant sur leur expérience collective. Les éthologistes ont montré que les fourmis étaient capables de sélectionner le plus court chemin pour aller du nid à une source de nourriture grâce au dépôt et au suivi de pistes de phéromone.

Les fonctionnalités de vraies colonies de fourmis sont exploitées dans les colonies de fourmis artificielles pour résoudre des problèmes d'optimisation pour lesquels il est difficile de trouver un optimum global ou de bons optimaux locaux par des méthodes plus classiques. L'objectif de ce travail est le développement d'une méthode basée sur l'algorithme de colonie de fourmis pour résoudre le problème de l'écoulement de puissance optimal dont la fonction objective et/ou les contraintes sont non-linéaires.

On a utilisé une extension de la version de base de l'optimisation par colonie de fourmis (OCF) pour le problème du voyageur de commerce analysé par Dorigo à un autre problème qui l'optimisation de l'écoulement de puissance (OPF).

Ce mémoire commence avec une introduction qui donne la motivation et le but de l'utilisation d'une méthode métaheuristique au problème de l'écoulement de puissance optimal.

Description du travail

L'objectif de notre travail consiste à appliquer les algorithmes de fourmis dans la répartition optimale des puissances actives :

Le premier chapitre présente la description et la modélisation des éléments de puissance essentiels du réseau de transport ainsi que la formulation du problème de l'écoulement de puissance.

Le deuxième chapitre présente le problème de l'optimisation de l'écoulement de puissance ainsi qu'un ensemble de méthodes classiques d'optimisation utilisées pour résoudre ce problème d'optimisation.

Le troisième chapitre fournit dans sa première partie une initiation de base aux méthodes métaheuristiques et spécialement la méthode d'optimisation par colonie de fourmis (ACO) avec un exemple de la première implémentation de l'ACO sur le problème de voyageur. Dans la deuxième partie on expose l'application de la méthode de colonie de fourmis artificielles au problème de l'écoulement de puissance optimal.

Le Quatrième chapitre montre des simulations sur des systèmes génériques de 25 et 30 jeux de barres, ainsi que le réseau électrique Algérien en comparant les résultats obtenus avec ceux trouvés par une méthode classique d'optimisation et des méthodes évolutionnaires.

Enfin quelques conclusions de ce travail sont mentionnées à la fin de ce mémoire.

CHAPITRE I

INTRODUCTION AUX RESEAUX ELECTRIQUES

& ECOULEMENT DE PUISSANCES

Après un demi-siècle de monopole dans le domaine de la commercialisation de l'électricité, le réseau électrique connaît un grand bouleversement depuis 1999 : l'ouverture progressive du marché à la concurrence [1].

Les industriels doivent pratiquer une gestion très rigoureuse et avoir une disponibilité importante de leur outil de production. Les réseaux électriques livrent l'énergie nécessaire à l'outil de production. La continuité d'alimentation des récepteurs électriques est recherchée dès la conception du réseau, et en particulier lors des choix préliminaires du schéma unifilaire.

I.1. Description du réseau électrique

Les réseaux électriques présentent des caractéristiques spécifiques de fonctionnement, différentes des autres types d'industries. Ces caractéristiques sont propres à la technologie actuelle de l'industrie électrique, et indépendante des formes institutionnelles d'organisation (le monopole ou la concurrence). Or, le choix et la conception des formes organisationnelles, et les performances inhérentes, dépendront de la manière dont ces caractéristiques spécifiques sont prises en compte.

I.1.1 Définition et organisation

On entend par le réseau électrique la production, le transport, la distribution et la consommation de l'électricité. L'électricité est tantôt un bien de consommation intermédiaire (les KWh utilisés dans les processus industriels par exemple) et tantôt un bien de consommation finale (électricité utilisée pour l'éclairage ou le chauffage domestique). Cependant, le cadre de réflexion dans lequel nous devons agir se restreint aux systèmes électriques parallèle- série, c'est à dire pour lesquels nous aurons besoin d'une configuration spéciale pour obtenir des performances d'alimentation.

L'organisation entre chacun de ces blocs est décrite sur la figure ci-dessous:

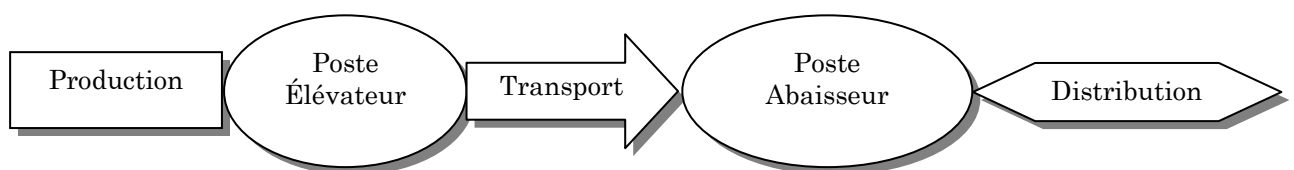


Fig. (1-1) : Structure générale d'un réseau électrique

- Le bloc Production électrique, regroupant l'ensemble des éléments des unités de production. Par exemple, les alternateurs, les moteurs, les turbines etc.
- Les blocs Poste Élévateur, abaisseur, regroupant l'ensemble des éléments pouvant transformer l'énergie par changement de niveau.
- Les blocs transport et distribution, regroupant l'ensemble des éléments d'acheminement d'énergie.

Les consommateurs suggèrent qu'il soit nécessaire d'investir dans un système électrique pour minimiser les défaillances ou interruptions, c'est-à-dire pour assurer la fiabilité du système. Dans une perspective à plus long terme, il est important que les investissements soient choisis afin de minimiser les coûts de l'atteinte de la fiabilité.

Les systèmes d'électricité ont été conçus dans le but de veiller à :

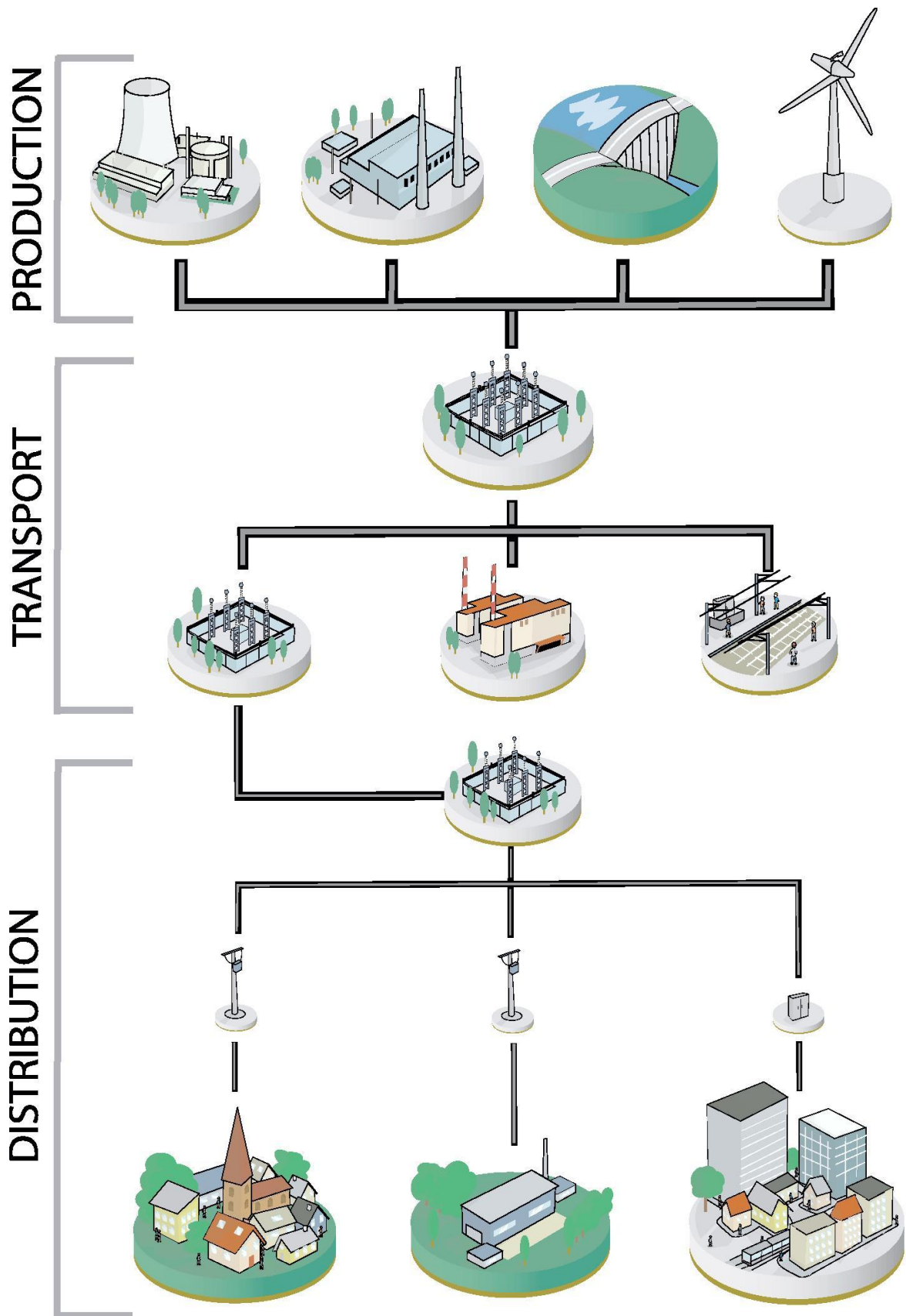
- La fiabilité de la fourniture de l'énergie électrique. Les réseaux relient entre elles, toutes les unités de production et visent à assurer une fonction de secours en cas de pannes et/ou de défaillances.
- L'optimisation de la disponibilité de l'énergie électrique aux consommateurs.
- Permettent d'acheminer l'énergie produite par des sources délocalisées vers les points de consommation.
- La continuité d'alimentation, maintien de l'outil de production, productivité, et confort d'exploitation.

Le but premier d'un réseau électrique est de pouvoir alimenter la demande des consommateurs. Comme on ne peut encore stocker économiquement et en grande quantité l'énergie électrique, il faut pouvoir maintenir en permanence l'égalité :

Production = Consommation + pertes *(Erreur !*

Il n'y a pas de texte répondant à ce style dans ce document.-1)

De plus la qualité du service est un souci majeur de l'exploitant : le maintien de la tension et de la fréquence dans les plages contractuelles.



I.1.2 Les composantes d'un réseau électrique

Le processus d'alimentation en énergie est une installation complexe assumant un objectif fonctionnel de haut niveau (production, transport et distribution). Pour assurer ces objectifs fonctionnels de haut niveau, le processus fait appel à un ensemble de systèmes interconnectés. Chaque système assure une ou plusieurs fonctions bien définies.

Le réseau est décomposé en sous-systèmes. Les sous-systèmes sont décomposés en composants bien déterminés. En règle générale et en pratique ce sont sur ces composants que l'on effectuera de la maintenance et non sur le système. Chaque composant peut être ensuite décomposé en pièce élémentaire qui en général est l'élément qui fera l'objet d'un échange standard [1].

Pour satisfaire les besoins décrits précédemment, la chaîne énergétique doit avoir une description (modèle) qui représente précisément son fonctionnement, ses associations, ses priorités, etc.

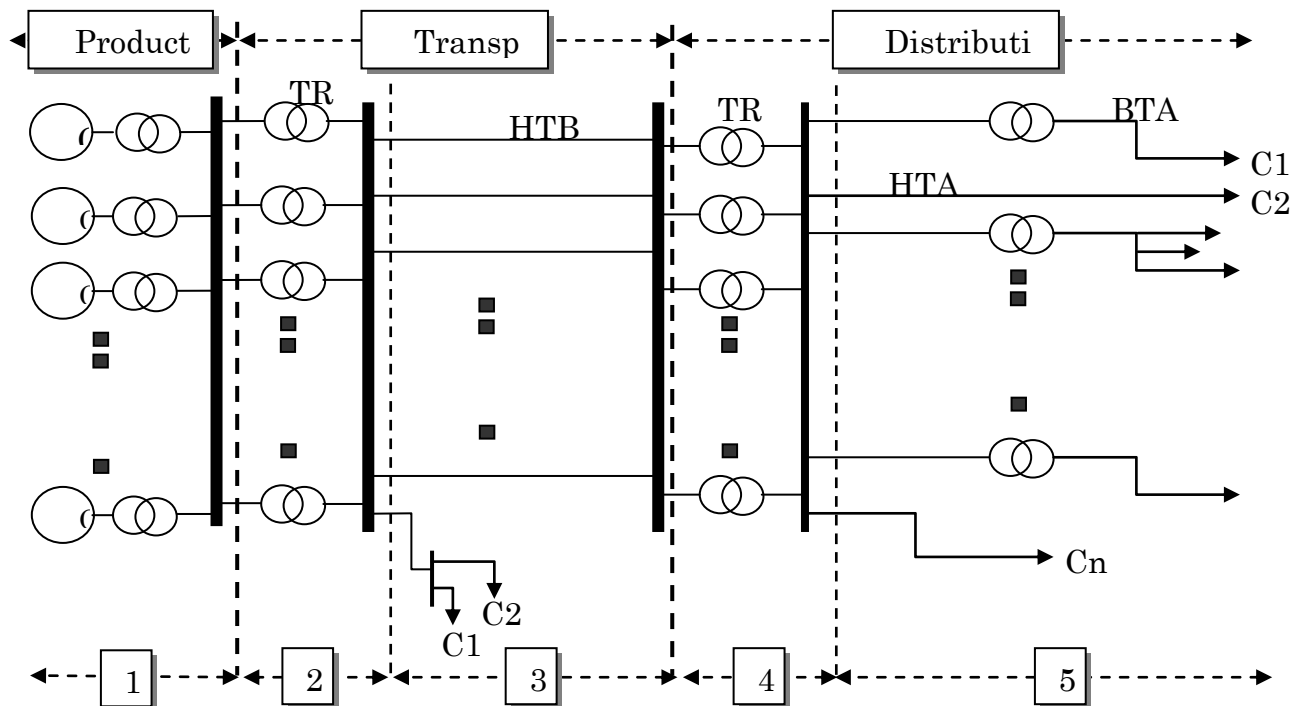


Fig. I-2. Réseau électrique structure parallèle-série

I.1.3 L'industrie de la production d'énergie électrique

A notre époque et sans électricité, la vie quotidienne serait difficilement envisageable. Il est donc nécessaire de savoir la produire de manière efficace et continue. La production doit en tout instant être capable de satisfaire la demande (consommation+ pertes). Elle doit donc prévoir des moyens de production pour couvrir l'extrême pointe de la demande, même si cette dernière n'existe que quelques minutes par an.

La centrale de production est la composante élémentaire de l'organisation des moyens de production d'électricité. Une centrale peut regrouper sur un même site plusieurs unités de production, souvent de même technologie et de même puissance. Elle est formée d'un ensemble d'éléments en interaction entre eux c'est les groupes (alternateurs) et les éléments de commandes [2].

Ce sous-système est destinée à produire de l'électricité par l'intermédiaire des alternateurs à une tension comprise entre 5000 et 24 000 V: Cette tension insuffisante pour assurer un transport économique, est élevée à une valeur comprise entre 63 et 400 Kv dans des transformateurs situés dans un poste de départ placé au voisinage immédiat de l'usine.

Pour répondre à la consommation croissante d'électricité, il a fallu inventer et construire des centrales capables de produire de l'électricité en grande quantité. Les trois principaux modes de production sont les centrales nucléaires, les centrales à combustibles fossiles et les centrales hydroélectriques. Les centres de production sont répartis relativement uniformément dans l'ensemble du réseau interconnecté, évidemment dépendant de source froide pour les productions thermiques et de localisation adéquate pour les sources hydrauliques et plus récemment éoliennes ou solaires, marémotrice, géothermale,.....

La turbine et l'alternateur sont les deux pièces maîtresses de ces générateurs d'électricité. Dans le cas des usines thermiques, la turbine est entraînée par la vapeur produite dans les chaudières où l'on brûle les combustibles. Alors que dans le cas des usines hydroélectriques, la turbine est animée par la force de l'eau. La turbine est couplée à un alternateur, un grand aimant cerclé d'une bobine, qui va produire un courant alternatif en tournant. Une fois le courant produit, il doit être amené jusque chez le consommateur.

Les moyens mis en œuvre sont diversifiés, et dépendent de plusieurs facteurs :

- Les technologies disponibles et sa fiabilité;
- La production nécessaire;
- Le rendement possible;
- Le coût des éventuelles matières premières.

Les unités de production présentent différents degrés de fiabilité et d'incertitude. Ce degré de fiabilité peut être interprété comme le degré de précision dans la prévision de la capacité de production d'une centrale. Les erreurs de prévision de capacité peuvent venir du manque de prévision sur la force motrice (par exemple, courant d'eau ou vitesse du vent). L'exemple le plus typique est ici la production éolienne, dont le niveau de production dépend de la vitesse du vent. Cette vitesse est un phénomène climatique qui dépend de plusieurs variables, et qui est très difficile à prévoir avec exactitude.

Les erreurs de prévision peuvent venir aussi de la défaillance forcée d'une unité de production ou d'autres facteurs qui l'empêchent d'atteindre leur niveau normal de production. Le cas le plus extrême est quand l'unité n'arrive pas à démarrer comme prévu, ou qu'elle doit être arrêtée complètement pour des problèmes techniques [1,2,3].

I.1.4 Les sous-systèmes de transformation

Pour transporter une énergie électrique à grande distance, il est essentiel, sur le plan économique, de minimiser l'énergie gaspillée par effet Joule de long de la ligne de transport, la solution la plus rentable consiste à élever le niveau de tension au départ pour le ramener à une tension plus basse, éventuellement la tension de départ, au point d'utilisation. Les deux opérations de changement de tension sont effectuées par des transformateurs.

Ces sous-systèmes sont formés d'un ensemble de transformateur (élévateurs ou abaisseurs) placé en parallèle dont la capacité ou bien la performance totale est la somme des différentes versions et type de transformateur.

I.1.5 Les moyens de transport l'électricité

Comme l'électricité ne se stocke pas en grande quantité, la production doit s'adapter sans cesse à la consommation. C'est pourquoi l'énergie produite doit être acheminée en temps réel jusqu'aux consommateurs. On appelle réseau électrique l'ensemble des infrastructures permettant d'acheminer l'énergie électrique des centrales électriques, vers les consommateurs d'électricité.

Le réseau de transport d'électricité est situé en amont des réseaux de distribution, il se compose de deux sous-ensembles:

I.2 Le réseau transport et d'interconnexion

Il est destiné à transporter des quantités importantes d'énergie sur de longues distances (vu la dispersion géographique entre les lieux de production et les centres de consommation). Il constitue l'ossature principale pour l'interconnexion des grands centres de production. Ce réseau peut être assimilé au réseau autoroutier. Ses lignes atteignent des milliers de kilomètres.

I.2.1 Les réseaux de répartition régionale ou locale

Ils sont destinés à répartir l'énergie en quantité sur des distances plus courtes. Le transport est assuré en très haute tension (225000 volts) et en haute tension (90000 et 63000 volts). Ce type de réseau est l'équivalent des routes nationales dans le réseau routier. La finalité de ce réseau est avant tout d'acheminer l'électricité du réseau de transport vers les grands centres de consommation. Ces derniers sont : soit du domaine public avec l'accès au réseau de distribution HTA, soit du domaine privé avec l'accès aux abonnés à grande consommation (supérieure à 10 MVA) livrés directement en HT [2].

Fait à base d'une configuration arborescente de même niveau de tension, alors ces lignes sont placées en parallèle servent à transiter la marchandise d'un point A vers le point B. Ces lignes se caractérisent par leurs capacités de transport, fiabilité, aussi leurs coûts.

De plus les puissances transportées sont telles, que l'utilisation d'une tension basse entraînerait des sections de câble tout à fait inadmissibles. L'usage des tensions élevées se trouve donc imposé malgré les contraintes d'isolement qui se traduisent par des coûts de matériel plus importants, La solution la plus facile étant l'utilisation de lignes aériennes.

Dans tous les cas, le choix d'une tension de transport est avant tout un compromis technico-économique, fonction des puissances à transporter et des distances à parcourir.

La structure de ces réseaux est généralement de type aérien (parfois souterrain à proximité de sites urbains). Dans ce domaine, les politiques de respect de l'environnement et de protection des sites.

I.2.2 Distribution de l'énergie

La finalité de ce réseau est d'acheminer l'électricité du réseau de répartition aux points de consommation. Les réseaux de distribution sont destinés à acheminer l'électricité à l'échelle locale, c'est-à-dire directement vers les consommateurs de plus faible puissance. La distribution est assurée en moyenne tension (HTA) et en basse tension (BTA). C'est l'équivalent des routes départementales et des voies communales dans le réseau routier [2].

La majeure partie des consommateurs d'énergie électrique sont alimentés par le réseau basse tension (230 et 400 volts) : pavillons, immeubles d'habitation, écoles, artisans, commerçants, professions libérales, exploitations agricoles... D'autres sont alimentés en moyenne tension : grands hôtels, hôpitaux et cliniques, petites et moyennes entreprises... De gros industriels sont alimentés directement par le réseau de transport, avec un niveau de tension adapté à la puissance électrique dont ils ont besoin.

Le choix d'une topologie fixe les principaux éléments de conception d'une distribution. Plusieurs topologies peuvent être rencontrées:

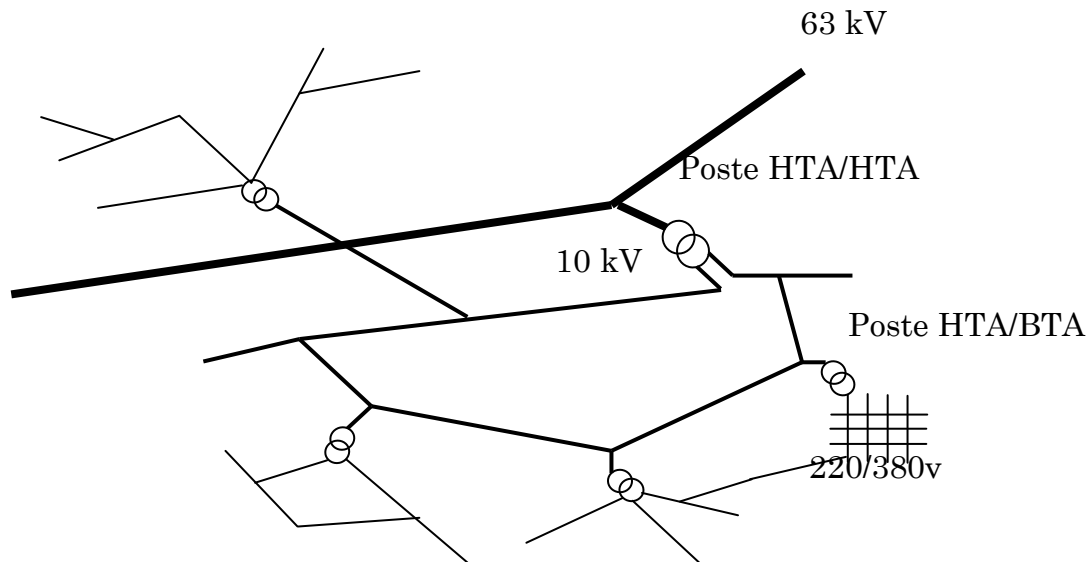


Fig. I.3. Schéma d'un réseau de distribution

I.2.3 Réseau radial (simple dérivation)

Ce schéma est aussi appelé en antenne. Son principe de fonctionnement est à une seule voie d'alimentation. Ce schéma est particulièrement utilisé pour la distribution de la HTA en milieu rural. En effet, il permet facilement et à un moindre coût d'accéder à des points de consommation de faible densité de charge. Très souvent un schéma radial est lié à une distribution de type aérien; de plus, un incident ou une coupure pour réparation entraîne la mise hors tension d'une partie du réseau sans possibilité de réalimentation de secours.

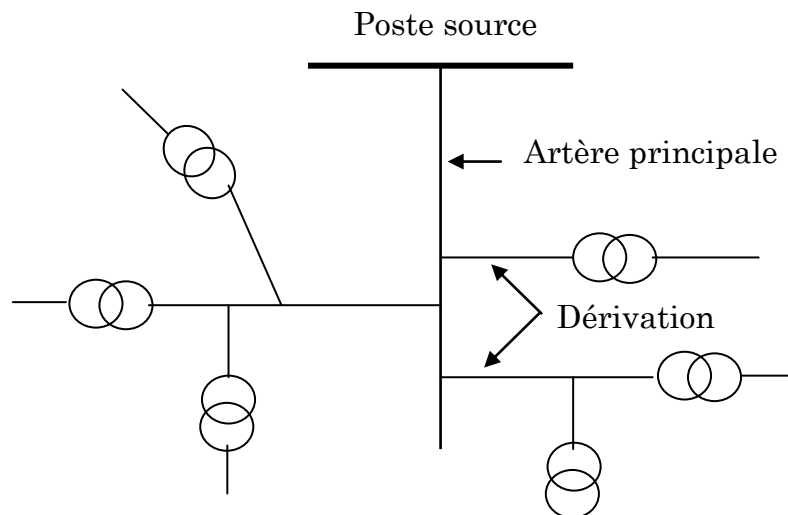


Fig. (1-4). Exemple de réseau simple dérivation.

- Avantage : Coût minimal
- Inconvénient : Disponibilité faible

I.2.4 Réseau boucle ouverte

Il est aussi appelé coupure d'artère. Son principe de fonctionnement est à deux voies d'alimentation. En temps normal, les boucles sont ouvertes. Ce qui rend la protection et l'exploitation plus faciles. Ce réseau est un peu plus compliqué que le précédent, un peu plus coûteux et un peu plus difficile à exploiter, mais il assure une meilleure continuité du service. Très souvent ce schéma est associé à une distribution de type souterrain.

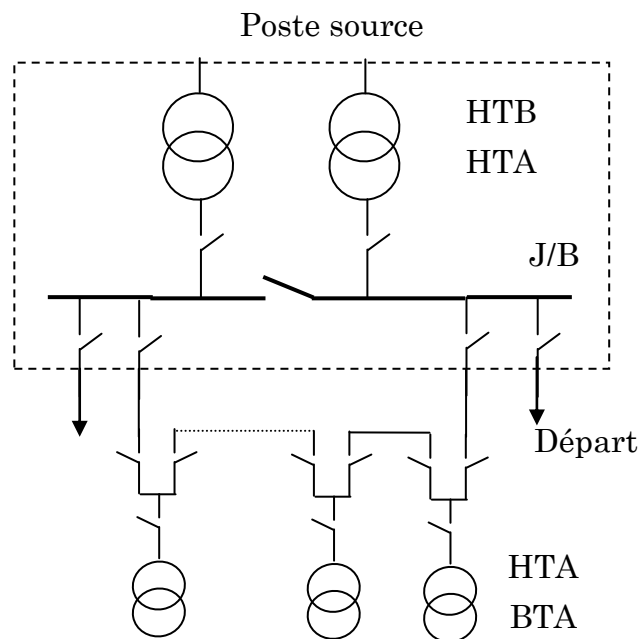


Fig. I-5 : Représentation d'un réseau HTA en boucle

- **Avantage :**
 - bonne disponibilité, dans la mesure où chaque source peut alimenter la totalité du réseau
 - maintenance possible du jeu de barres, avec un fonctionnement partiel de celui-ci
- **Inconvénients :**
 - solution plus coûteuse que l'alimentation simple antenne.
 - ne permet qu'un fonctionnement partiel du jeu de barres en cas de maintenance.

I.2.5 Schéma double dérivation

Chaque poste est alimenté par deux câbles avec permutation automatique en cas de manque de tension sur l'une des deux arrivées.

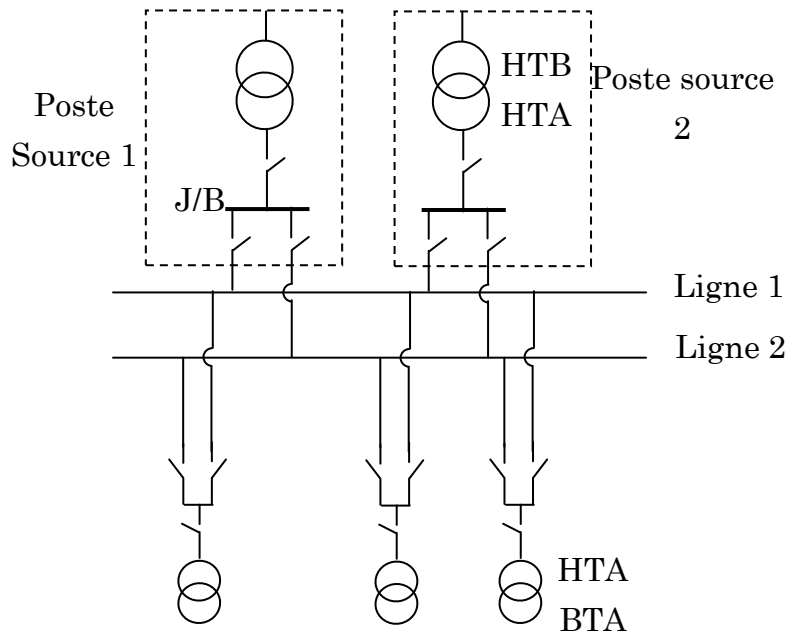


Fig. I-6 : Exemple de réseau HTA en double dérivation.

- **Avantage :**
 - bonne disponibilité d'alimentation
 - très grande souplesse d'utilisation pour l'affectation des sources et des charges, et pour la maintenance des jeux de barres
 - possibilité de transfert de jeu de barres sans coupure (lorsque les jeux de barres sont couplés, il est possible de manœuvrer un sectionneur si son sectionneur adjacent est fermé).
- **Inconvénient :**
 - surcoût important par rapport à la solution simple jeu de barres

Les trois types peuvent être utilisés aussi bien pour la HTA que pour la BTA; le choix ne peut se faire qu'après une étude tenant compte du prix de revient du réseau et de la qualité du service qui doit être assuré.

I.3- ECOULEMENT DE PUISSANCE

I.3.1-Introduction

Le problème de l'écoulement de puissance consiste à calculer les tensions du réseau électrique pour des extrémités spécifiées et des conditions données aux jeux de barres. Il est énoncé par la spécification des charges en mégawatts et en méga vars qui doivent être alimentées à certains jeux de barres et par les puissances générées et les modules de tension aux restes des jeux de barres. Une description totale de la topologie du système en utilisant leurs impédances (admittances) est nécessaire. Les tensions calculées sont utilisées pour déterminer toutes les autres grandeurs tels que les courants dans les lignes de transport, les puissances et les pertes de puissances.

I.3.2. Description et modélisation des éléments de puissance du réseau :

Il n'est pas question de modéliser tous les éléments physiques constitutifs d'un réseau électrique pour calculer l'écoulement de puissance ou bien l'optimisation de l'écoulement de puissance. Cela n'est nécessaire que pour les éléments qui interviennent réellement et qui sont exposés à des hautes tensions et de forts courants, à savoir : générateurs de puissance, charges électriques, lignes de transport, transformateurs de puissances et compensateurs statiques. Le modèle doit être suffisamment simple tout en traduisant principalement la réalité du comportement.

I.3.2.1 : Générateur de puissance :

Le générateur peut être modelé comme une puissance P_g et un niveau de tension V_g constants (jeu de barres PV) car cet élément du system est utilisé pour offrir une puissance donnée sous une tension fixe (régulateur de tension). Dans ce modèle, les puissances active et réactive du générateur sont maintenues dans certaines limites pour représenter les contraintes mécaniques et les courants électriques du système (figureI.7).

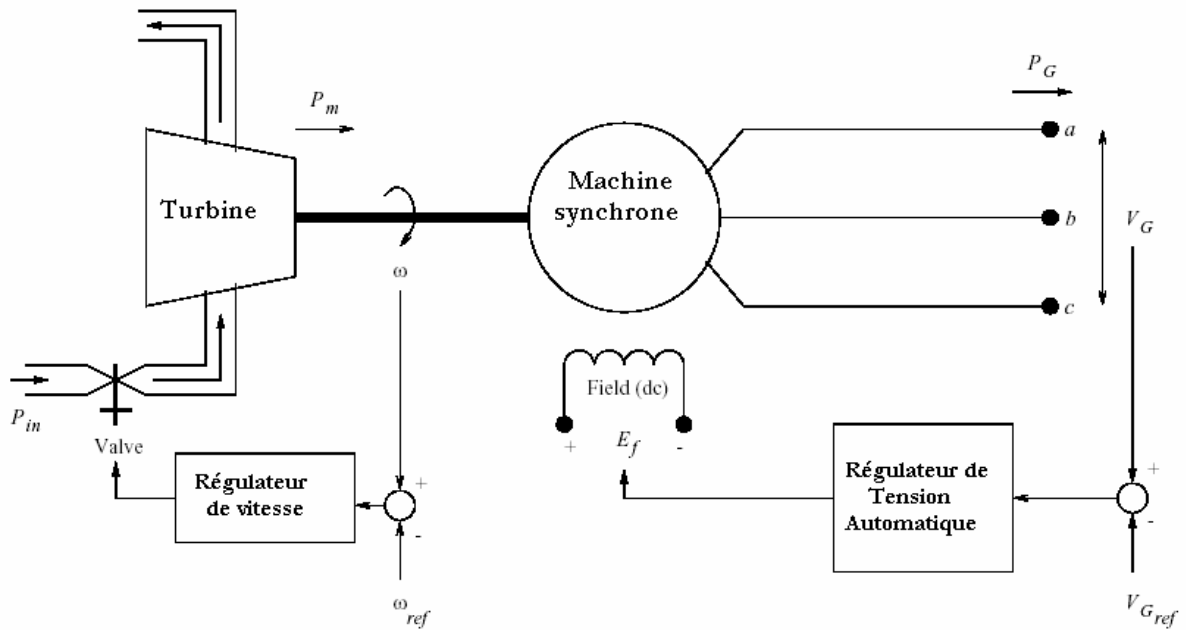


Figure I.7 : schéma synoptique d'un générateur de puissance

I.3.2.2 Lignes triphasées équilibrées :

Les lignes de transport, les câbles et les divers éléments de coupure peuvent être modélisés par un schéma équivalent électrique en π . Le modèle en π est l'un des plus répandus pour les éléments passifs (figure I.8). Il donne des caractéristiques symétriques (quel que soit le sens de parcours de la puissance, l'impédance vue du noeud i est la même que celle vue du noeud j). Les pertes longitudinales totales par effet Joule dans l'ensemble des conducteurs des lignes sont représentées par la résistance r (Ω). Elle est fonction de la résistivité du métal utilisé.

L'énergie magnétique emmagasinée dans l'ensemble de conducteurs de la lignes est représentée par l'inductance longitudinale total L (H) ou la réactance longitudinale total X (Ω). La capacité totale de la ligne est répartie équitablement aux deux jeux de barres. Les pertes transversales par effet couronne dans le cas des lignes de transport sont négligeables. Il n'y a donc pas

de courant résistif dérivé et on admet que la conductance transversale G est nulle.

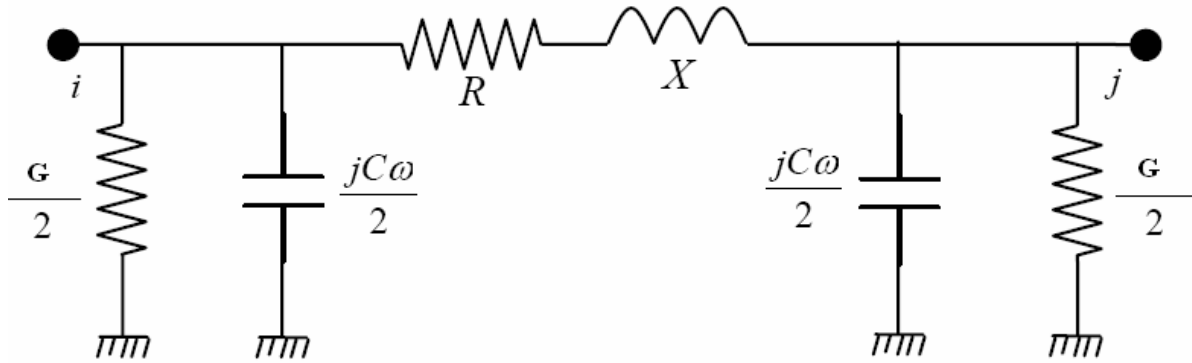


Figure 1.8: modélisation des lignes et des câbles par un schéma étoile équivalent

I.3.2.3. Transformateur de puissance

Nous modélisons deux types de transformateurs, à savoir : le transformateur régulateur de tension à changeur de prises de charges (y compris le transformateur à rapport constant) et le transformateur déphaseur de la puissance active.

Dans la modélisation des systèmes électriques, les rapports de déviation et les décalages de phase sont typiquement représentés comme des modifications à la matrice admittance du réseau. Pour cela on choisit comme pour la ligne électrique un modèle en (π).

La figure I.9 présente le schéma phase-étoile équivalent d'un transformateur triphasé symétrique à changeur de prises de charge et/ou déphaseur. Les différentes impédances Z (traduisant les pertes Joule et les fuites du transformateur ramenées au secondaire) et Y_{cap} (qui traduit l'impédance à vide) sont extraites des données des constructeurs. La modélisation retenue suppose que les pertes sont séparées pour moitié au primaire et pour l'autre moitié au secondaire. Le paramètre t_{ij} symbolise le ratio du régulateur de tension en charge (les tensions sont exprimées en per unit

de chaque coté du transformateur, t_{ij} est donc proche de 1 pour des tensions proches des tensions nominales).

Le paramètre α_{ij} symbolise le déphasage du déphaseur de la puissance active La matrice admittance du réseau électrique qui prendre en considération ces variables va être donc ajustée à chaque itération.

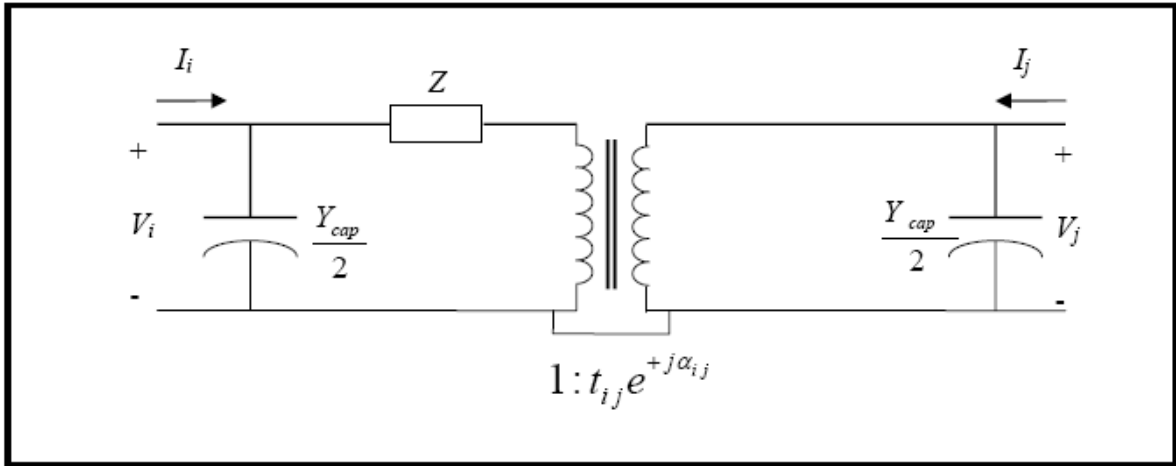


Figure I.9 modèle d'un transformateur à changeur de prises de charge et/ou déphaseur

Utilisant ce modèle, les entrées dans la matrice admittance Y du réseau dues au transformateur peuvent être trouver comme suit :

$$\begin{bmatrix} I_i \\ \vdots \\ I_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y + \frac{Y_{cap}}{2} & \vdots & -\frac{e^{-j\alpha_{ij}}}{t_{ij}} y \\ \dots & \vdots & \dots \\ -\frac{e^{+j\alpha_{ij}}}{t_{ij}} y & \vdots & \frac{1}{t_{ij}^2} y + \frac{Y_{cap}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_i \\ \vdots \\ V_j \end{bmatrix} \text{ avec } y = \frac{1}{r + jx} = g + jb$$

I.3.2.4. Les charges électriques

Souvent la charge électrique est modélisée sous forme d'une impédance constante. La plupart des charges représentent une sous-station, en particulier un système de distribution ; ainsi, ces impédances de charges sont connectées au réseau électrique à travers un transformateur à prises de charge (figure I.10), donc le niveau de tension de l'impédance est maintenu approximativement constant. Dans ce cas, les puissances actives et réactives de la charge peuvent être représentées par des valeurs constantes.

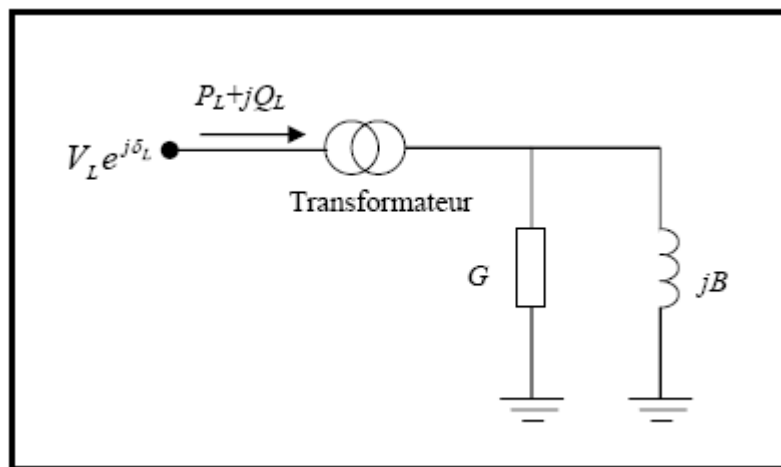


Figure I.10: modèle d'une charge électrique sous forme d'une impédance constante

I.3.2.5. Élément shunt (Condensateur ou réactance)

Les condensateurs statiques et les réactances sont très utilisés pour fournir ou absorber la puissance réactive qui permet, par son transit en un point du réseau, d'ajuster la tension de ce point[1].

Les moteurs synchrones peuvent également fournir de l'énergie réactive, mais leur fonction principale, la force motrice, n'est pas toujours compatible avec la demande instantanée de puissance réactive.

Les compensateurs synchrones sont aujourd'hui délaissés malgré leurs mérites, parce qu'ils sont trop coûteux en investissement et en frais d'exploitation. Le coût d'investissement par Kvar des batteries de condensateurs est plus faible et leurs pertes sont seulement de quelques

watts par Kvar au lieu de 10 à 15 pour un compensateur synchrone [2]. Mais elles présentent certaines limitations:

- la puissance réactive fournie n'est pas réglable simplement ;
- la puissance réactive fournie varie avec la tension d'alimentation;
- la mise sous tension provoque un violent appel de courant;
- si la fréquence de résonance avec l'inductance de la source est proche de celle d'un harmonique existant, cet harmonique est amplifié et peut devenir gênant ou dangereux.

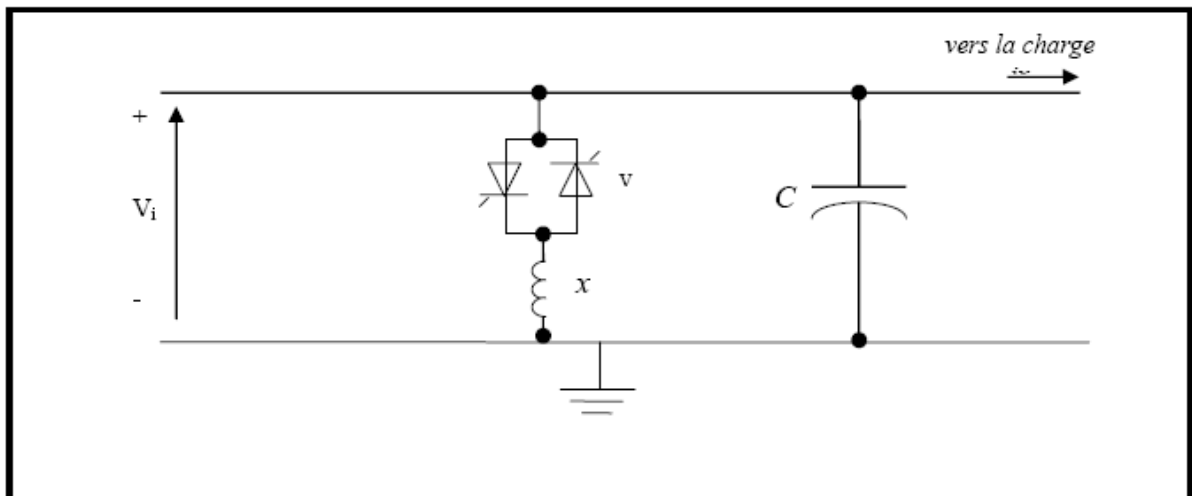


Figure I.5: modèle d'une phase du compensateur statique

La figure I.5 présente un schéma pour une phase d'un compensateur statique constitué d'une batterie de condensateur (c) et d'un absorbeur à réactance (x) avec réglage de courant par des valves à thyristors (v). Un compensateur de ce type est capable d'atténuer les fluctuations de tension provoquées par l'absorption des puissances réactives fluctuantes. L'absorbeur sert à remplir les creux de consommation de puissance réactive de la charge en absorbant, dans les réactances de l'absorbeur, la puissance réactive qui, temporairement, n'est pas consommée.

I.3.2.6. Présentation de quelques systèmes FACTS

Les progrès continus dans le domaine de l'électronique de puissance, depuis les années 1960, permettent l'utilisation de composants semi-conducteurs pour les systèmes Flexible AC Transmission Systems (FACTS). L'utilisation de ces composants autorise des vitesses de commande élevées et conduit à des coûts de maintenance nettement moins importants. Les systèmes FACTS les plus communs (utilisant des capacités et des inductances) sont:

- Les systèmes shunt de type compensation d'énergie réactive : grâce à une injection de puissance réactive, la tension est maintenue au noeud de connexion du compensateur. C'est dans cette famille qu'on retrouve les Static Var Compensators (SVC de type capacité (TSC), inductance (TCR) ou hybride) (figure I.6),

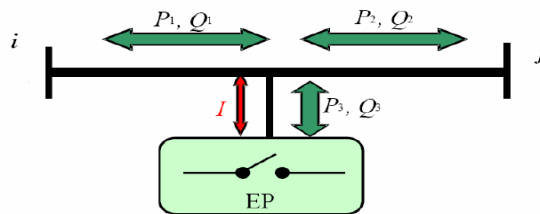


Figure I.6: Synoptique d'un FACTS shunt

- Les systèmes de compensateurs série : la puissance transmissible des lignes est modifiée par l'ajout d'une tension série, ceci a pour effet de modifier l'impédance de la ligne et donc les transits de puissance (figure I.7),

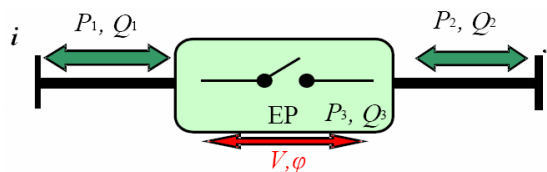


Figure I.7: Synoptique d'un FACTS série

- Les systèmes hybrides de type Unified Power Factor Compensator UPFC : il s'agit de la combinaison des deux types de FACTS précédemment cités. Ces deux FACTS peuvent s'échanger de la puissance (P_5, Q_5) et sont donc capables de modifier l'impédance de la ligne au niveau du FACTS série et/ou une injection/prélèvement de puissance (P_3, Q_3) au

niveau du FACTS shunt. Le système a plus de variables de réglage et est donc plus « flexible » dans sa commande (figure I.8).

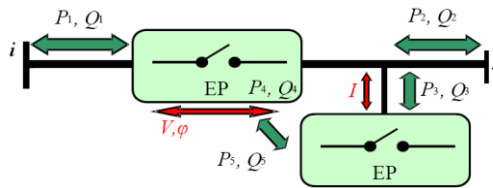


Figure I.8: Synoptique d'un FACTS de type UPFC

Une description des modèles utilisés pour des simulations dynamiques est faite dans [3] et [4].

Le lecteur pourra s'y reporter pour de plus amples informations sur les FACTS.

I.3.3.-Les équations de l'écoulement de puissance

Dans le cas général, pour déterminer les équations de l'écoulement de puissance, on considère que les puissances au jeu de barres i sont équilibrées, donc le bilan des puissances électriques à un jeu de barres i d'un réseau électrique de n jeux de barres est la différence entre la puissance générée S_{Gi} et la puissance demandée S_{Di} au niveau du même jeu de barres.

$$S_i = S_{Gi} - S_{Di} = P_{Gi} - P_{Di} + j(Q_{Gi} - Q_{Di}) \quad (I.2)$$

Les points de connexion des branches des réseaux sont codés par des numéros désignant chaque jeu de barres. Ces nombres spécifient les arrivées des lignes de transmission et des transformateurs.

Les numéros sont utilisés pour identifier les types de jeux de barres et l'emplacement des éléments du réseau (condensateurs, inductances shunts et impédances).

Les lignes de transmission connectent le jeu de barres i aux autres jeux de barres k dans le réseau électrique. Un jeu de barres peut être connecté au maximum à (n-1) jeux de barres.

On peut représenter chacune de ces lignes par un schéma équivalent avec une admittance série $S_{ik} Y$ et une admittance parallèle $p_{ik} Y$. Si une ligne n'existe pas l'admittance sera égal à zéro (figure 1.9).

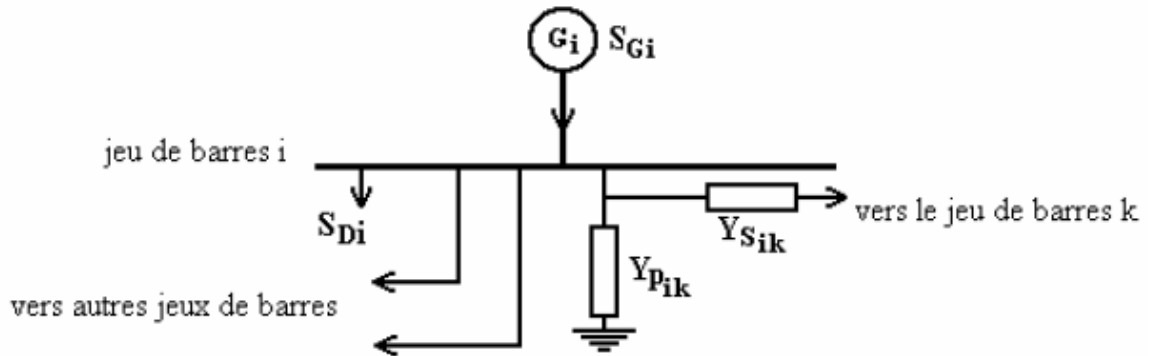


Figure1.9 : jeu de barres quelconque avec génération, charge et lignes de transmission

La construction du modèle mathématique, par lequel on peut prédire la forme de l'écoulement de puissance, est essentielle pour la compréhension du mécanisme de l'écoulement de puissance [5].

Dans la formulation des équations de l'écoulement de puissance l'une des deux matrices (admittance ou impédance) est nécessaire.

La puissance apparente S_i injectée au jeu de barres i est donnée par l'équation $S_i = V_i I_i$ où i est le courant qui entre dans le jeu de barres i . Ce courant est composé de deux composantes, une composante $Y_p V_i$ qui s'écoule à travers l'admittance shunt, et une composante $(V_i - V_k) Y_s$ qui s'écoule à travers l'admittance série de la ligne équivalente du réseau. D'après la loi de Kirchhoff appliquée à un jeu de barres, pour une seule phase, nous avons l'équation du courant:

$$I_i = \frac{S_i^*}{V_i} = V_i \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n Y_{pik} + \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n Y_{Sik} \cdot (V_i - V_k) = V_i \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n (Y_{pik} + Y_{Sik}) + \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n (-Y_{Sik}) V_k \quad i = 1, \dots, n \quad (I.3)$$

On peut écrire l'équation (1.3) sous la forme suivante:

$$I_i = \frac{S_i^*}{V_i^*} = Y_{i1}V_1 + Y_{i2}V_2 + \dots + Y_{ii}V_i + \dots + Y_{in}V_n \quad (I.4)$$

Où

$$Y_{ii} = \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n (Y_{p ik} + Y_{S ik}) \quad \text{et} \quad Y_{ik} = Y_{ki} = -Y_{S ik}$$

Du fait que les puissances sont connues et les courants sont inconnus, donc les équations prendront des formes non linéaires:

$$S_i^* = P_i - jQ_i = V_i^* \sum_{j=1}^n Y_{ij} V_j \quad i=1,2,\dots,n \quad (I.5)$$

Séparons la partie réelle et imaginaire de l'équation (1.5) on aura les équations (1.6) et (1.7) qui expriment l'équilibre des puissances actives et réactives au jeu de barres i:

$$P_i = \sum_{j=1}^n |V_i| |V_j| (g_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \sin \theta_{ij}) = f_{ip}, \quad i = 1,2,3,\dots,n \quad (I.6)$$

$$Q_i = \sum_{j=1}^n |V_i| |V_j| (g_{ij} \sin \theta_{ij} - b_{ij} \cos \theta_{ij}) = f_{iq}, \quad i = 1,2,3,\dots,n \quad (I.7)$$

1.3.3.1 Equations de l'écoulement de puissances dans les lignes

La détermination des valeurs des puissances réparties dans les lignes de transport est indispensable afin de localiser les lignes électriques surchargées, de calculer la valeur de pertes de puissance et de déterminer les contraintes qui sont forcées.

Le courant de la branche entre les deux jeux de barres i et k, qui a le sens positif de i vers k est donné par :

$$I_{ik} = (V_i - V_k)Y_{ik} + V_i Y_p \quad (I.8)$$

Avec Y_{ik} : l'admittance de la ligne entre les deux jeux de barres i et k

Y_p : l'admittance shunt au jeu de barres i

$V_i Y_p$: la contribution shunt du courant au jeu de barres i.

$$P_{ik} - jQ_{ik} = V_i^* I_{ik}$$

$$P_{ik} - jQ_{ik} = V_i^* (V_i - V_k) Y_{ik} + V_i^* V_i Y_p \quad (I.9)$$

$$P_{ki} - jQ_{ki} = V_k^* (V_k - V_i) Y_{ik} + V_k^* V_k Y_p \quad (I.10)$$

La valeur des pertes de puissance dans la ligne entre les deux jeux de barres i et k est la somme algébrique de la répartition des puissances déterminées à partir des relations (I.9) et (I.10).

1.3.3.2-Quelques observations sur les équations de l'écoulement de puissance

Les observations concernant les équations du système (I.6) et (I.7) sont :

1. Les équations sont algébriques car elles représentent un système qui travaille en régime permanent.
2. Les équations son non linéaires, donc il est très difficile d'avoir des solutions analytiques, mais on peut obtenir facilement une solution numérique.
3. L'équilibre des puissances actives donne :

$$\sum_{i=1}^n P_{Gi} = \sum_{i=1}^n P_{Di} + \sum_{i=1}^n P_{Li} \quad (I.11)$$

Où P_L : les pertes de puissances actives

4. De même l'équilibre de la puissance réactive donne:

$$\sum_{i=1}^n Q_{Gi} = \sum_{i=1}^n Q_{Di} + \sum_{i=1}^n Q_{Li} \quad (I.12)$$

Où Q_L : les pertes de puissances réactives

5. P_{Li} et Q_{Li} sont des équations en fonction des tensions

6. Dans les équations du système (I.6) et (I.7) les angles de phase θ_1, θ_2 apparaissent sous forme de différence ($\theta_i - \theta_j$) et non θ_i et θ_j séparément.

7. D'après les équations du système (1.6) et (I.7) à chaque jeu de barres i nous avons à considérer

six variables : $P_{gi}, Q_{gi}, P_{Di}, Q_{Di}, V_i$ et θ_i . Deux de ces variables sont toujours spécifiées, P_{Di}, Q_{Di} . Pour résoudre les équations (I.6) et (I.7), nous devons préciser deux autres variables supplémentaires. Du point de vue mathématique, le choix est indifférent ; pourtant d'un point de vue physique nous ne pouvons spécifier que deux variables sur lesquelles nous avons un moyen d'action. Nos choix sont influencés jusqu'à un certain degré par le type de

dispositifs connectés à chaque jeu de barres. Nous distinguons alors trois types de jeux de barres : jeu de barres du type P, Q ou charge qui ne comprenant pas de générateur, jeu de barres du type P, V qui comporte certainement au moins un générateur et jeu de barres du type V, δ qui est toujours connecté un générateur considéré comme source de tension

8. Les réseaux électriques réels peuvent contenir des centaines de jeux de barres, des générateurs et des milliers des branches, donc pour un système de n jeux de barres on aura :

- √ n variables : $|V_i|$ (module de la tension de jeu de barres i)
- √ n variables : θ_i (angle de phase de la tension du jeu de barres i)
- √ n variables : P_{Gi} (puissance active injectée au jeu de barres i)
- √ n variables : Q_{Gi} (puissance réactive injectée au jeu de barres i)
- √ n variables : P_{Di} (puissance active demandée au jeu de barres i)
- √ n variables : Q_{Di} (puissance réactive demandée au jeu de barres i)

1.3.3.3-Classification des variables de l'écoulement de puissance

Les (6n) variables de l'écoulement de puissance sont regroupées en trois vecteurs [6] le vecteur de perturbation constitue de P_{Di} ,et Q_{Di} car elles ne sont pas contrôlables et dépendent seulement des consommateurs, le vecteur de contrôle constitue de la puissance active et réactive de chaque générateur en service (P_{Gi} et Q_{Gi}) et enfin le vecteur d'état constitue des tensions des jeux de barres ($|V_i|$, et , θ_i).

1.3.4 Algorithme de Newton Raphson appliquée aux équations de l'écoulement de puissance

Mathématiquement, le problème de l'écoulement de puissance peut être réduit à un ensemble d'équations non linéaires où le module et l'angle des tensions aux niveaux des jeux de barres sont les variables. Dans la forme la plus compacte, le nombre d'équations vaut approximativement deux fois le nombre de jeux de barres. Les non-linéarités peuvent être approximativement classées sous une forme quadratique.

La technique de N-R basée sur le calcul du gradient et de la relaxation est utilisée comme méthodes de solution pour ces systèmes d'équations.

Le problème peut être résolu en utilisant soit les coordonnées rectangulaires soit les coordonnées polaires. Il est préférable d'utiliser la forme polaire pour faire apparaître les différentes grandeurs qui caractérisent le réseau électrique.

Le développement en série de Taylor autour de (V°, θ°) donne :

$$P = \begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = J \cdot \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta V \end{bmatrix} \quad (I.13)$$

Ou ΔP , ΔQ , $\Delta \theta$ et ΔV : sont les vecteurs sensibilités de dimensions n des puissances actives et réactives, des modules de tensions et des angles de phase des jeux de barre respectivement.

La matrice Jacobienne est :

$$J = \begin{bmatrix} J_{11} & J_{12} \\ J_{21} & J_{22} \end{bmatrix} \quad (I.14)$$

Avec :

$$J_{11} = \frac{\partial P}{\partial \theta}, \quad J_{12} = \frac{\partial P}{\partial V}, \quad J_{21} = \frac{\partial Q}{\partial \theta}, \quad J_{22} = \frac{\partial Q}{\partial V} \quad (I.15)$$

Sont des sous matrices de dimension (n x n) et elles sont déterminées par :

$$\begin{aligned} \frac{\partial P_k}{\partial \theta_k} &= \sum_{L=1}^n |V_k| |V_L| (-g_{k,L} \sin \theta_{k,L} + b_{k,L} \cos \theta_{kL}) = -Q_k - |V_k|^2 b_{k,k} \\ \frac{\partial P_k}{\partial \theta_L} &= |V_k| |V_L| (g_{k,L} \sin \theta_{k,L} - b_{k,L} \cos \theta_{kL}) \\ \frac{\partial P_k}{\partial |V_k|} &= \sum_{L=1}^n |V_L| (-g_{k,L} \cos \theta_{k,L} + b_{k,L} \sin \theta_{kL}) = |V_k|^{-1} (P_k + V_k^2 g_{k,k}) \\ \frac{\partial P_k}{\partial |V_L|} &= |V_k| (g_{k,L} \cos \theta_{k,L} + b_{k,L} \sin \theta_{k,L}) \\ \frac{\partial Q_k}{\partial \theta_k} &= \sum_{L=1}^n |V_k| |V_L| (g_{k,L} \cos \theta_{k,L} + b_{k,L} \sin \theta_{k,L}) = P_k - |V_k|^2 g_{k,k} \\ \frac{\partial Q_k}{\partial \theta_L} &= -|V_k| |V_L| (g_{k,L} \cos \theta_{k,L} + b_{k,L} \sin \theta_{kL}) \\ \frac{\partial Q_k}{\partial |V_L|} &= \sum_{L=1}^n |V_k| (g_{k,L} \sin \theta_{k,L} - b_{k,L} \cos \theta_{kL}) - |V_k| b_{k,k} = V_k^{-1} (Q_k - |V_k|^2 b_{k,k}) \\ \frac{\partial Q_k}{\partial |V_k|} &= |V_k| (g_{k,L} \sin \theta_{k,j} - b_{k,L} \cos \theta_{k,L}) \end{aligned}$$

Les équations non linéaires qui expriment les puissances actives et réactives en fonction des tensions sont données sous forme matricielle comme suit:

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \dots \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_1 & \vdots & J_2 \\ \dots & \vdots & \dots \\ J_3 & \vdots & J_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \dots \\ \Delta |V| \end{bmatrix} \quad (\text{I.16})$$

Donnons, un ensemble initial de tensions aux jeux de barres, les puissances active et réactive sont à calculer. Les écarts de puissances ΔP_{ik} et ΔQ_{ik} sont déterminés par l'équation (I.16).

Ce processus est répété jusqu'à ce que ΔP_{ik} et ΔQ_{ik} de tous les J-B soient compris entre une tolérance spécifiée [7].

I.3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, on a fait la modélisation de quelques éléments de puissance constituant le réseau de transport et dont leur modélisation entre directement dans le calcul de l'écoulement de puissance. Le problème de l'EP peut être donc résolu par la technique de N-R qui converge avec une même vitesse, mesurée par le nombre d'itérations, pour les larges et courts systèmes, en moins de 4 à 5 itérations en général. Le problème le plus important dans l'industrie d'électricité est de réduire au maximum le coût de la production de l'énergie électrique générée par l'ensemble des centrales interconnectées. Ce problème ne peut être résolu par l'écoulement de puissance mais par l'optimisation de l'écoulement de puissance. Ce dernier problème est le sujet du deuxième chapitre.

CHAPITRE II

CALCUL DES ECOULEMENTS OPTIMALS DES PUISSANCES

Quelque soit le réseau électrique, les transits d'énergie (l'écoulement de puissance) présente une grande importance pour l'analyse du développement future dans ce réseau, et pour l'optimisation de son fonctionnement actuel (étude de planification, problème de dispatching,...). Pour résoudre ce problème, les chercheurs ont utilisés et développés plusieurs méthodes numériques itératives, variationnelles ou non linéaires, pour mener à bien tous les calculs propres au réseau.

II.1 Introduction [9, 12,13]

Parmi les principaux problèmes rencontrés par les gestionnaires du système de production et de transport d'énergie électrique, la répartition économique des puissances dans les réseaux électriques. On s'intéresse a ce problème depuis plusieurs années, notamment, a partir des années où la crise d'énergie s'est fait sentir. Actuellement, on s'intéresse plus on plus à résoudre ce problème à l'aide de l'apport de l'informatique qui permet une grande vitesse de calcul et une bonne fiabilité de la commande de cette répartition en temps réel.

II.2 Notion de principe de commande de répartition des puissances [8, 9, 10,11]

Etant donné que l'énergie n'est pas stockable pratiquement, les puissances générés par les unités de production doivent être à tout instant adapté à la consommation de façon à garder l'équilibre entre consommation et production en procédant chaque fois à de nouveaux calculs.

Le schéma de base de la commande de répartition des puissances dans un réseau d'énergie est donné par la figure (II-1).

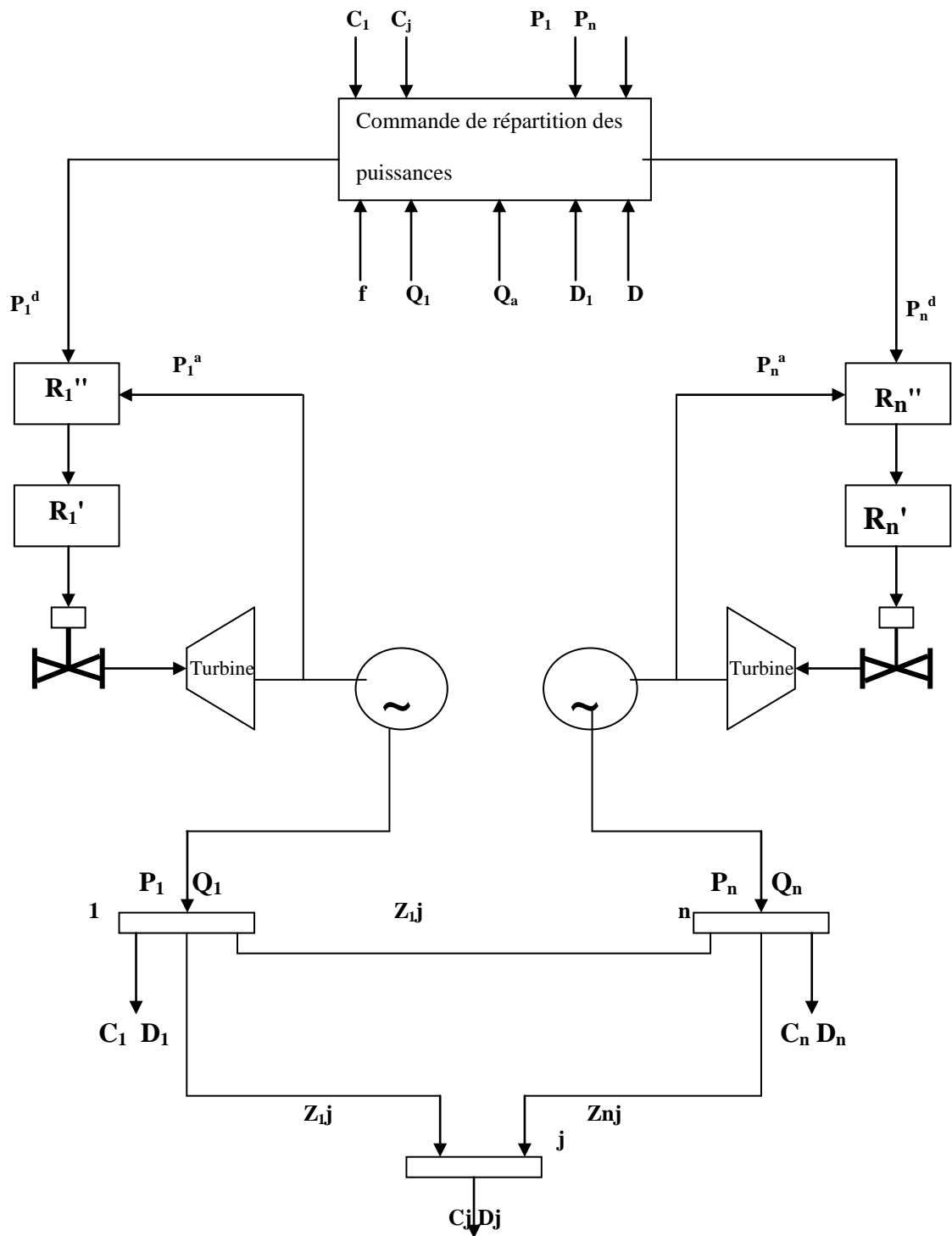


Figure (II-1) : schéma de commande de la répartition des puissances

$R1', \dots, Rn'$: régulateurs primaires de la fréquence du courant généré par chaque générateur.

$R1'', \dots, Rn''$: régulateurs secondaires de la puissance généré par chaque générateur.

$P1d, \dots, Pnd$: les puissance désirée sont déterminée par le bloc de commande de la répartition économique appelé régulateur tertiaire.

$P1a, \dots, Pna$: les puissances actives générées.

$Q1, \dots, Qn$: les puissances réactives générées.

$C1, \dots, Cn$: les puissances actives consommées.

$D11, \dots, Dn$: les puissances réactives consommées

La courbe de régulation secondaire est donnée par la figure (II-2).

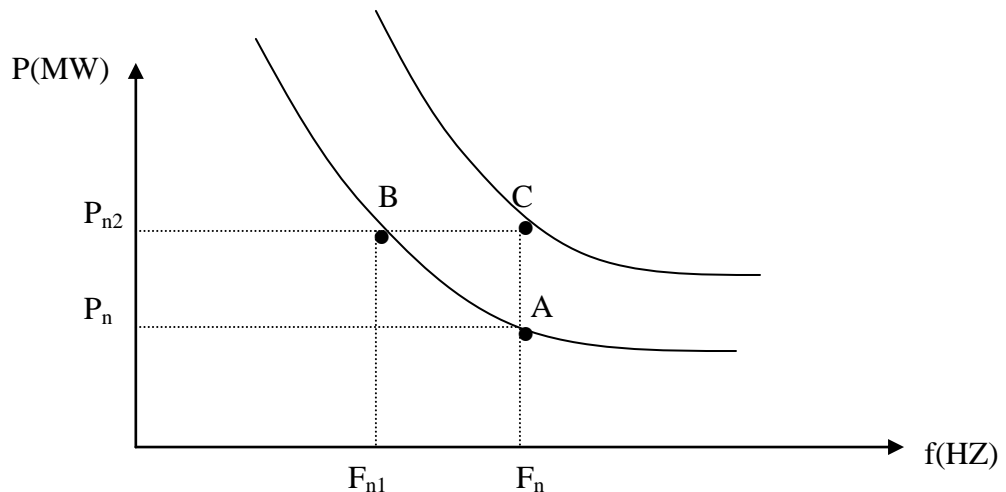


Figure (II-2)

Cette courbe nous montre que la variation de la puissance a une influence sur la fréquence, le changement de la fréquence ne doit pas être très grand, il va falloir limiter le changement de puissance. De ce la on peut dire qu'une partie de cette puissance est prise par un autre générateur. Donc on est obligé de déterminer un nouveau point de travail par le régulateur, c'est a dire fixer la nouvelle valeur de la puissance appelée, on gardant la fréquence nominale, comme le montre la figure (II-2).

Le point A correspond à l'ancienne puissance désirée, le point B correspond à la nouvelle puissance désirée mais la fréquence ne correspond pas a la fréquence

nominale. Pour la réajuster, il va falloir ramener le point B au point C, pour garder la puissance désirée en même temps que la fréquence, cette fois ci elle sera égale à la fréquence nominale (Fig. II-2).

Cette opération est réalisée par le régulateur secondaire, la valeur d'entrée de ce dernier est précisée par le bloc de commande de répartition économique.

II.3 Principe de répartition économique des puissances [9, 12]

On considère un réseau de production-transport à n nœud où l'on a ng nœuds générateurs. La fonction du coût global de production de ce réseau est donnée par la forme suivante :

$$C_{\text{glob}} = \sum_{i=1}^{N_g} C_i (P_{Gi}) \quad (\text{II-1})$$

Avec :

P_{Gi} : représente les puissances actives générées.

N_g : représente le nombre de nœuds générateurs.

$C_i (P_{Gi})$: représente le coût de production de la centrale i.

C_{glob} : représente la somme des fonctions de coût de chaque centrale.

Le problème de la répartition économique des puissances consiste à minimiser la fonction du coût totale de combustible nécessaire à la production d'énergie demandée.

Cette fonction est donnée par un polynôme de degré (n) sous la forme générale suivante :

$$C (P_G) = a_0 + a_1 P_G + a_2 P_G^2 + \dots + a_n P_G^n \quad (\text{II-2})$$

Les coefficients de ce dernier sont calculés à l'aide de l'une des méthodes d'interpolation, il s'agit des méthodes de Lagrange, Newton, Moindres carrés, ..., etc.

Mais en pratique, cette équation se présente sous la forme d'un polynôme du deuxième degré c'est à dire :

$$C(P_G) = C + B \cdot P_G + A \cdot P_G^2 \quad (\text{II-3})$$

Donc on peut écrire la fonction du coût pour le ième nœud générateur comme suit :

$$C_i(P_{Gi}) = A_i \cdot P_{Gi}^2 + B_i \cdot P_{Gi} + C_i \dots \dots \dots i = 1, \dots, N_g \quad (\text{II-4})$$

A_i, B_i, C_i : représente les coefficients de la fonction coût propres à la centrale (i). C'est donc à ce stade que le problème de la répartition optimale des puissances se pose, il peut être représenté comme suit :

Il faut minimiser le coût de production d'énergie électrique pour l'ensemble d'unités :

$$M_{in} \left\{ C_{glob}(P_G) = \sum_{i=1}^{N_g} C_i(P_{Gi}) \right\} \quad (\text{II-5})$$

Sous les contraintes suivantes :

* **Contraintes d'égalités**

$$\sum_{i=1}^{N_g} P_{Gi} = \sum_{j=1}^n P_{chj} + P_L \quad (\text{II-6})$$

* **Contraintes d'inégalités**

$$P_{Gi}^{min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{max} \quad (\text{II-7})$$

Avec :

n : nombre totale des nœuds.

P_{Gi} : puissance active produite par le ième nœud générateur.

P_{chj} : puissance active consommée par jème charge.

PL : pertes actives totales dans le réseau.

P_{Gi}^{\max} : Puissance active maximale produite par ieme générateur.

P_{Gi}^{\min} : Puissance active minimale produite par ieme générateur.

Pour résoudre ce problème, les chercheurs ont utilisés et développés plusieurs méthodes numériques itératives, variationnelles ou non linéaires, pour mener à bien tous les calculs propres au réseau.

a/ Méthodes itératives : on peut citée les méthodes de Ward Hall, Gauss-Seidel, Relaxation,...etc.

b/ Méthodes variationnelles: ils sont découlés de la méthode de Newton-Raphson ou encore méthode de **Jacobien**.

c/ Méthodes non linéaires: travaillant par minimisation de la fonction coût, on peut cité la méthode du Gradient, **Davidon-Fletcher-Powel**.

III-3.1 Notion de modélisation du réseau [1, 3, 8, 9, 12, 13,14]

Pour résoudre le problème de la répartition des puissances dans les réseaux électriques, il faut prévoir un modèle mathématique, pour ce la on a besoin d'utiliser l'une des deux méthodes :

La première méthode qui a été utiliser dans les premiers temps, c'est la méthode des mailles, elle se caractérise par sa formulation lourde et sa difficulté d'introduire les données du problème.

C'est pour ces inconvénients qu'on préfère utiliser une autre méthode plus simple, qui est la méthode des nœuds, cette méthode est basée sur la matrice admittance [Y] aux nœuds, cette matrice est plus facile à établir que celle des impédances [Z] aux nœuds. En plus, c'est une matrice assez creuse, donc elle nous propose l'avantage d'économisé le temps d'exécution d'une part, et de réduire le volume des informations stockées en mémoire d'autre part.

Soit un réseau électrique simplifié représenté par la figure suivante :

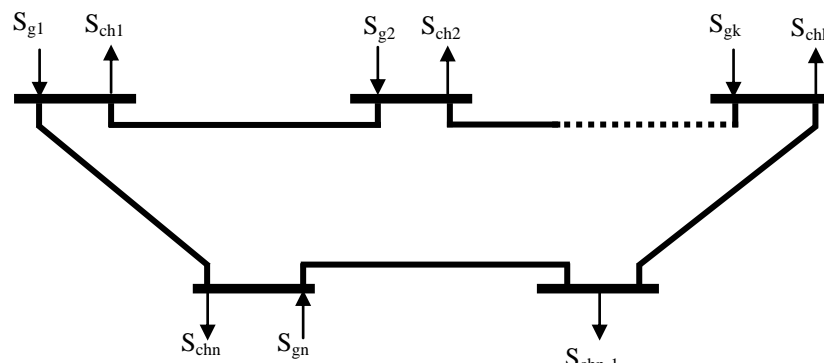


Figure (II-3) un réseau électrique simple

Lorsqu'un réseau électrique se trouve en régime permanent, il peut être modélisé par un système d'équations linéaires ayant la forme :

$$I = Y \cdot E \quad (\text{II-8})$$

Où :

I : Vecteur complexe des courants injectés aux nœuds.

Y : Matrice admittance complexe.

E : Vecteur complexe des tensions en chaque nœud.

La résolution de ce système d'équation nécessite qu'on impose dans chaque nœud ou bien la tension, ou bien le courant injecté. En pratique ce n'est pas ainsi que le problème se pose, c'est-à-dire qu'il faut savoir tous les autres grandeurs électriques relatives aux nœuds, il s'agit des quatre paramètres suivants :

La puissance active (P), la puissance réactive (Q), le module de la tension $|E|$ et l'angle de phase (δ) de chaque nœud.

Ceux-ci peuvent ainsi être définies suivant trois types de nœuds.

Noeuds producteurs

Généralement, ces nœuds sont associés aux centrales où la puissance active P et le module de la tension $|E|$ sont connus. Il restera à déterminer les deux autres paramètres (puissances réactives générées Q en ce nœuds et l'angle de phase).

Nœuds consommateurs

Ces nœuds sont associés aux charges. Ils sont caractérisés par leurs consommations de puissances actives et réactives. Leurs valeurs sont imposées. Donc, il faut déterminer le module de la tension $|E|$ et sa phase δ .

Nœud de bilan

Le nœud de bilan est associé à la centrale, généralement, la plus puissante. Il est caractérisé par le module de sa tension $|E|$ et sa phase δ .

La tension est fixée et maintenue constante durant le calcul avec une tolérance de 0 à 8%.

δ est souvent prise comme origine des phases et posée égale à zéro. Donc, il restera à déterminer les deux paramètres (puissances actives et puissances réactives).

En résumé, le problème se pose sous la forme suivante:

Types de noeuds	Données	Inconnues
Nœuds producteurs	P et $ E $	Q et δ
Nœuds consommateurs	P et Q	$ E $ et δ
Nœud de bilan	$ E $ et δ	P et Q

On constate que le système formulé par l'équation (III-1) et un système non linéaire, donc pour le résoudre, il faut utiliser des méthodes numériques.

II.4-PROCESSUS D'OPTIMISATION**II.4.1 Introduction [9, 13, 23, 24]**

Le problème de l'optimisation occupe à notre époque une place de choix. Nous voulons optimiser le coût du combustible nécessaire à la production de l'énergie électrique et nous sommes appelés à maintenir l'équilibre entre la production et la consommation de l'énergie.

La méthode de base de l'optimisation est la méthode d'essai et d'erreurs.

Il s'agit de tester un certain nombre de solutions potentielles, jusqu'à l'obtention d'une solution adéquate. Les solutions inadéquates sont éliminées, jusqu'à ce qu'un essai se révèle satisfaisant.

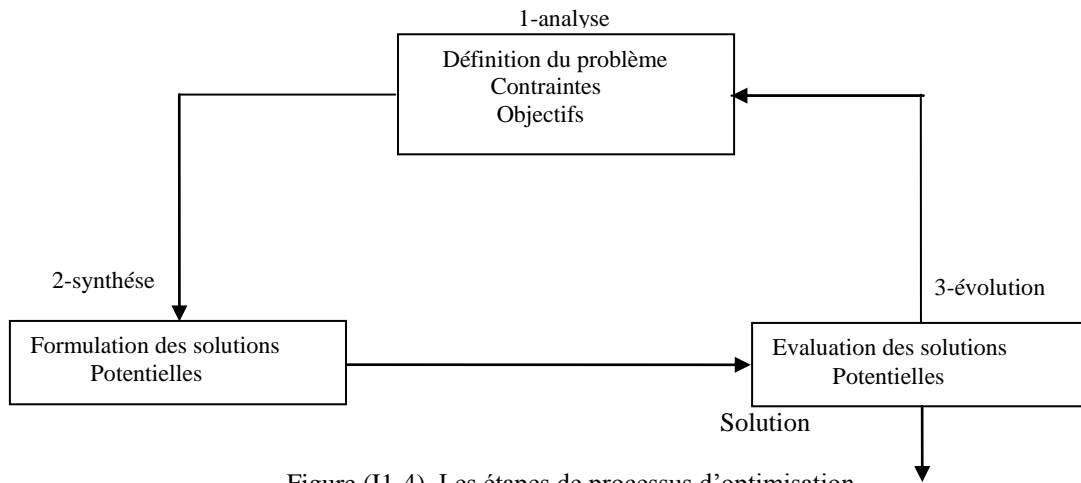


Figure (II-4) Les étapes de processus d'optimisation

La figure (II-4) présente les trois étapes du processus d'optimisation : Analyse, synthèse et évaluation. Tout d'abord, il convient d'analyser le problème et d'opérer un certain nombre de choix préalable, il s'agit de Variables de problème, espace de recherche, fonction objectif et méthode d'optimisation. Une fois effectuée ces différents choix, la méthode choisie synthétise des solutions potentielles qui sont évaluées, puis éliminées jusqu'à : l'obtention d'une solution acceptable.

- **Variables du problème**

Ces variables peuvent être de natures divers, dans notre cas, il s'agit des puissances générés par les centrales ($P_{G_1}, \dots, P_{G_{Ng}}$).

Où Ng : est le nombre des centrales de production d'énergie électrique.

- **Espace de recherche**

Dans certain algorithme d'optimisation, l'espace de recherche est infinie, par contre, dans le cas des algorithmes de type Monte Carlo et Génétique, il est généralement nécessaire de définir un espace de recherche finie.

Se qui concerne notre étude, nous désignerons par $P_{G_i}^{\min}$ et $P_{G_i}^{\max}$ les bornes de chaque variable P_{G_i} , d'où l'espace de recherche est :

$$P_{G_i}^{\min} \leq P_{G_i} \leq P_{G_i}^{\max} \dots\dots\dots i=1, 2,3,\dots, Ng \tag{II-9}$$

- **Fonction objective**

Les grandeurs à optimiser peuvent être, par exemple, une consommation, un rendement,...etc. dans notre étude, il s'agit de trouver le minimum de la fonction du coût de combustible.

$$M_{in} \quad C_{glob} (P_G) = \sum_{i=1}^{Ng} C_i (P_{Gi}) \quad (II-10)$$

- **Méthode d'optimisation**

Une fois qu'on définit la fonction à optimiser, il nous reste de choisir une méthode adaptée au problème posé. On peut classer ces méthodes suivant la figure ci-dessous:

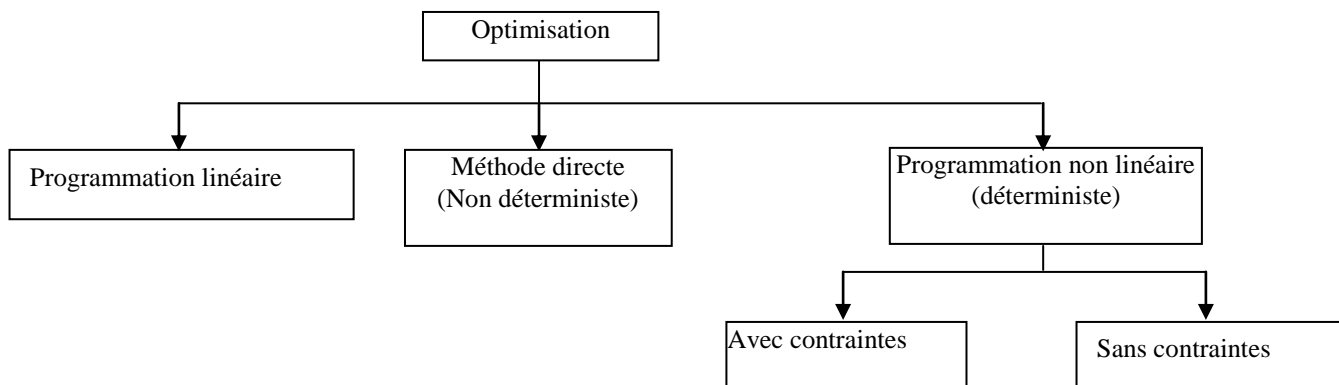


Figure (II-5) Méthodes d'optimisations

IV-4.2 Les différentes méthodes d'optimisation [4, 6, 12, 13, 23, 24]

II.4.2.1 Programmation linéaire [6, 9, 15]

Le problème consiste à trouver un extremum d'une fonction linéaire de plusieurs variables qui doivent vérifier un système d'équation linéaire (les contraintes).

Parmi les méthodes les plus utilisées dans la linéarisation on peut citer la méthode du simplexe vu sa simplicité et son efficacité.

Méthode de simplexe [6, 8, 9]

Nous allons présenter la méthode de simplexe pour résoudre le problème de répartition optimale des puissances actives d'une manière brève :

Soit à minimiser

$$C * X \rightarrow MIN \quad (II-11)$$

Sous les contraintes
$$\left. \begin{array}{l} A * X = B \\ X \geq 0 \end{array} \right\} \quad (II-12)$$

Si on a la relation suivante :

$$a_{i1} * X_1 + a_{i2} * X_2 + \dots + a_{in} * X_n \leq b_i \quad (II-13)$$

Ou $1 \leq i \leq m \quad (II-14)$

Nous introduisons la variable artificielle $X_{n+1} \geq 0$ de la manière suivante :

$$a_{i1} * X_1 + a_{i2} * X_2 + \dots + a_{in} * X_n + X_{n+1} = b_i \quad (II-15)$$

Soit la matrice

$$A = [A_{Bi} * A_p] \quad (II-16)$$

Ou : A_B est la matrice de base.

Donc : $A_B * X_B + A_p * X_p = b \quad (II-17)$

Si le déterminant $A_B \neq 0 \Rightarrow X_B = A_B^{-1} (b - A_p * X_p) \quad (II-18)$

Si $X_p = 0 \Rightarrow X_B = A_B^{-1} * b \quad (II-19)$

Ou X_B : est appelée la variable de base

Si en plus : $A_B^{-1} * b \geq 0 \quad (II-20)$

Alors :

X : est la solution unique du problème

On utilise les notions suivantes :

$$H = A_B^{-1} A \quad (II-21)$$

$$h_0 = A_B^{-1} b \quad (II-22)$$

$$Z = C_B A_B^{-1} A = C_B h \quad (II-23)$$

$$Z_0 = C_B A_B^{-1} b = C_B h_0 \quad (II-24)$$

$$d = C - Z \quad (II-25)$$

Méthodes directes (non déterministe) [6, 9]

Ces méthodes sont basées sur des tirages de nombre aléatoires. Elles permettent d'explorer l'espace de recherche plus efficacement.

Parmi ces méthodes, on peut citer : les méthodes de Monté Carlo, Hybrides, Recuit simulé et les algorithmes évolutionnaires (Algorithmes Génétiques).

Le principe des algorithmes évolutionnaire est de simuler l'évolution d'une population d'individus divers aux quels on applique des différentes opérations et que l'on soumet chaque génération à une sélection. Ces algorithmes sont de plus en plus utilisées dans l'industrie car ils sont particulièrement adaptés aux problèmes d'optimisation comportant de nombreux paramètres.

II.4.2.2 Méthode non linéaire (déterministe) [4, 6, 8, 9, 14]

Ces méthodes de programmation non linéaire sont actuellement les plus utilisés pour la résolution des problèmes d'optimisation avec ou sans contraintes.

Leur principe consiste à la recherche d'un extrémum d'une fonction réelle f de variables réelles x_1, x_2, \dots, x_n .

Ces méthodes traitent deux types de problèmes, il s'agit de problèmes d'optimisation avec et sans contraintes.

A/Méthodes d'optimisation sans contraintes [4, 6, 12, 13]**1. Méthode du gradient [4, 6]**

Il s'agit d'une famille de méthodes qui procèdent de la façon suivante :

On part d'un point initial x^0 et on calcule le gradient $\nabla f(x^0)$. Comme $\nabla f(x^0)$ indique la direction de la plus grande augmentation de f , on se déplace d'une quantité λ_0 dans la direction opposée au gradient, et on définit le point x^1 par :

$$x^1 = x^0 - \lambda_0 \frac{\nabla f(x^0)}{\|\nabla f(x^0)\|} \quad (\text{II-26})$$

La procédure est répétée et engendré les point x^0, x^1, \dots, x^k , suivant la relation :

$$x^{k+1} = x^k - \lambda_k \frac{\nabla f(x^k)}{\|\nabla f(x^k)\|} \quad \text{ou} \quad \forall k, \lambda_k > 0 \quad (\text{II-27})$$

Parmi les méthodes utilisant le principe du gradient on peut citer :

- Méthode du gradient conjugué.
- Méthode de relaxation.
- Méthode de la plus forte pente.

2. méthode de Newton [4, 6]

- L'idée de cette méthode consiste à remplacer au voisinage de $x^{(k)}$, la fonction $f(x)$ par son approximation quadratique :

$$f(x) = f(x^{(k)}) + \Delta f^T(x^{(k)})[x - x^{(k)}] + \frac{1}{2} (x - x^{(k)})^T \nabla^2 f(x^{(k)}) [x - x^{(k)}] \quad (\text{II-28})$$

A la (k+1) ième itération :

$$f(x^{(k+1)}) = f(x^{(k)}) + \Delta f^T(x^{(k)})[x^{(k+1)} - x^{(k)}] + \frac{1}{2} (x^{(k+1)} - x^{(k)})^T \nabla^2 f(x^{(k)}) [x^{(k+1)} - x^{(k)}] \quad (\text{II-29})$$

$x^{(k+1)}$ Est un minimum si $\nabla f(x^{(k+1)}) = 0$

Cette condition conduit au système linéaire suivant :

$$\nabla f(x^{(k)}) = -\nabla^2 f(x^{(k)}) [x^{(k+1)} - x^{(k)}] \quad (\text{II-30})$$

On introduit un scalaire λ_k choisi, par exemple, de façon à ce que la norme $\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\|$ ne soit pas trop grande.

D'où la formule itérative de Newton :

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \lambda_k [\nabla^2 f(x^{(k)})]^{-1} \nabla f(x^{(k)}) \quad (\text{II-31})$$

3. Méthodes Quasi-Newton [4, 6]

La limitation importante de la méthode de Newton consiste dans la restriction $[\nabla^2 f(x^{(k)})]$ définie positive.

Une extension naturelle consiste à remplacer $[\nabla^2 f(x^{(k)})]^{-1}$ par une matrice H_k définie positive donnant la direction de déplacement à partir du gradient $\nabla f(x^{(k)})$.

D'où une formule de base des méthodes quasi-Newtoniennes:

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \lambda_k H_k^{-1} \nabla f(x^{(k)}) \quad (\text{II - 32})$$

λ_k est choisi de façon à minimiser $g(\lambda) = f(x^{(k)} + \lambda d_k)$ dans la direction

$$d_k = -H_k \nabla f(x^{(k)}).$$

La matrice H_k est modifiée à chaque itération.

Il existe évidemment beaucoup de variantes possibles pour le choix de la formule de mise à jour de la matrice H_k .

Parmi les méthodes Quasi-Newtonienne on peut cité :

* **Méthode de Davidon-Fletcher-Powel (DFP)**

La matrice H_k est modifiée à chaque itération par la formule suivante:

$$H_{(k+1)} = H_{(k)} + \frac{u^{(k)} * (u^{(k)})^T}{(u^{(k)})^T * y^{(k)}} - \frac{H_{(k)} * y^{(k)} * (y^{(k)})^T * H_{(k)}}{(y^{(k)})^T * H_{(k)} * y^{(k)}} \quad (\text{II} - 33)$$

Avec :

$$u^{(k)} = x^{(k+1)} - x^{(k)}. \quad (\text{II} - 34)$$

$$y^{(k)} = \nabla f(x^{(k+1)}) - \nabla f(x^{(k)}). \quad (\text{II} - 28)$$

Algorithme de résolution

Etape1

Initialisation de $x^{(0)}$ et $H^{(0)}$ matrice hessienne définie positive (On prend $H^{(0)} = I$ matrice unité) $k=0$.

Etape2

Détermination de la direction de déplacement $d_k = -H^{(k)-1} \nabla f(x^{(k)})$

Etape3

Calcul de $x^{(k+1)} = x^{(k)} + \lambda_k d_k$

λ_k sera choisi de façon à minimiser $f(x^{(k+1)})$ on utilise pour cela une stratégie de recherche linéaire.

Etape4

Calcul de $u^{(k)}$ et $y^{(k)}$ à partir des deux formules (II - 34), (II - 35).

Etape5

Calcul du Hessien à partir de la formule (II - 33).

Etape6

Test d'arrêt si non aller à l'étape2.

* **Méthode de Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS)**

La matrice H_k est modifiée à chaque itération par la formule de correction suivante :

$$H^{(k+1)} = H^{(k)} + \frac{y^{(k)} * (y^{(k)})^T}{(y^{(k)})^T * u^{(k)}} - \frac{(H^{(k)})^T * H^{(k)}}{(u^{(k)})^T * H^{(k)} * u^{(k)}} \quad (\text{II - 36})$$

L'algorithme de (BFGS) se déduit alors directement de l'algorithme de (DFP) en remplace la formule (II - 33) par la formule (II - 36).

B/ Méthodes d'optimisation avec contraintes [4, 6]

Nous intéressent ici à des méthodes sensiblement différentes de celles décrites jusqu'ici, leur principe commun consiste à ramener le problème initial à la résolution d'une suite de problèmes d'optimisation sans contraintes.

Parmi ces méthodes on peut citer :

B-1/ La Méthode de pénalité [4, 6, 12, 13]

Leur principe consiste à ramener les problèmes d'optimisation avec contraintes à la résolution d'une suite de problèmes d'optimisation sans contraintes, on introduisant dans la fonction objective une pénalisation :

Soit le problème suivant qui est de minimiser $F(x)$ sous les contraintes :

$$g_i(x) \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (\text{II-37})$$

$$h_j = 0 \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (\text{II-38})$$

Le problème pénalisé est :

$$P(x, r_k) = F(x) + \left(\frac{1}{r_k} \right) * \sum_{j=1}^n H(h_j(x)) + r_k * \sum_{i=1}^m G(g_i(x)) \quad (\text{II-39})$$

Où r_k : représente le facteur de pénalisation, avec $\lim r_k = 0$ quand $k \rightarrow \infty$.

$$r_k = r_{(k-1)} / 4$$

$$r_{(0)} = 1$$

Les fonctions $H(h_j(x))$ et $G(g_i(x))$ sont appelées fonctions de pénalisation.

Parmi les méthodes de pénalité on peut citer:

1/ Méthode de pénalité extérieure [4, 6,12, 13]

Dans cette méthode, on propose de prendre

$$H(h_j(x)) = (h_j(x))^2 \text{ Et } G(g_i(x)) = 0 \quad (\text{II-40})$$

On aura donc :

$$P(x, r_k) = F(x) + \left(\frac{1}{r_k}\right) * \sum_{j=1}^n (h_j)^2 \quad (\text{II-41})$$

Le principal inconvénient de la méthode de pénalité extérieure est que l'optimum est approché vers l'extérieure.

2/ Méthode de pénalité intérieure [4, 6,12, 13]

Cette méthode est basée uniquement sur la transformation du problème avec contraintes de type inégalité :

$$G(g_i(x)) = \frac{1}{g_i(x)} \quad (\text{II-41})$$

$$H(h_j(x)) = 0 \quad (\text{II-42})$$

Donc :

$$P(x, r_k) = F(x) + r_k * \sum_{i=1}^m \left(\frac{1}{g_i(x)}\right) \quad (\text{II-43})$$

3/ Méthode de pénalité mixte [4, 6,12, 13]

C'est une combinaison des deux méthodes précédentes :

$$H(h_j(x)) = (h_j(x))^2 \text{ Et } G(g_i(x)) = \frac{1}{g_i(x)}$$

Donc :

$$P(x, r_k) = F(x) + \left(\frac{1}{r_k}\right) * \sum_{i=1}^m \left(\frac{1}{g_i(x)}\right) + r_k * \sum_{j=1}^n (h_j(x))^2 \quad (\text{II-44})$$

B-2/ la méthode des coûts marginaux [4, 18, 21]

La fonction de Lagrange associé au problème est par définition :

$$L(p, \lambda) = \sum_{i=1}^{NG} Ci(P_{Gi}) + \lambda \left(\sum_{i=1}^{NG} P_{Gi} - \sum_{j=1}^{NC} P_{CHj} - P_l \right) \quad (\text{II-45})$$

Où :

λ : Multiplicateur de **Lagrange**.

La condition nécessaire et suffisante pour que $L(p, \lambda)$ présente un optimum est :

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial P_{Gi}} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} = 0 \end{cases} \quad (\text{II-46})$$

$$\frac{\partial L}{\partial P_{Gi}} = \frac{\partial C_i}{\partial P_{Gi}} + \lambda \left(1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} \right) = 0 \quad (\text{II-47})$$

D'où:

$$\lambda = \frac{\partial C_i}{\partial P_{Gi}} \cdot \frac{1}{\frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} - 1} \quad (\text{II-48})$$

On pose:

$$(ITL)_i = \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} = 2 \cdot \sum_{j=1}^n P_j \alpha_{ij} + \beta_{ij} Q_j \quad (\text{II-49})$$

$$(IC)_i = \frac{\partial C_i}{\partial P_{Gi}} = \lambda [(ITL)_i - 1] \quad (\text{II-50})$$

Avec:

$$\begin{cases} \alpha_{ij} = \frac{R_{ij}}{|E_i| |E_j|} \cos \delta_{ij} \\ \beta_{ij} = \frac{-R_{ij}}{|E_i| |E_j|} \sin \delta_{ij} \end{cases} \quad (\text{II-51})$$

$(IC)_i$: représente le coût incrémental de l'unité « i »

$(ITL)_i$: représente les pertes incrémentales associés à l'unité « i »

P_j : la puissance active au nœud « j »

Q_j : la puissance réactive au nœud « j »

R_{ij} : résistance entre le nœud i et j

δ_{ij} : le déphasage de la tension entre le nœud i et j

$|E_i|$: le module de la tension au nœud « i »

$|E_j|$: le module de la tension au nœud « j »

Algorithme de résolution

Etape 1

Déterminer la matrice impédance [Z] par inversion de la matrice admittance [Y]

Etape 2

Calculer les coefficients α_{ij} et β_{ij} pour $i=1, \dots, n$ et $j=1, \dots, n$.

Etape 3

Calculer les pertes incrémentaux de transmission $(ITL)_i$ en chaque nœud producteur.

Etape 4

Initialiser le coefficient de Lagrange λ^0 .

Etape 5

Calculer les coûts marginaux $(IC)_i$ en chaque nœud producteur et par suite pgi à partir de l'équation :

$$pgi^k = \frac{(IC)_i - B_i}{A_i}$$

Avec : A_i et B_i sont les coefficients de la fonction coût.

Etape 6

Vérifier les contraintes :

$$PGi_{\min} \leq PGi \leq PGi_{\max}$$

$$\sum_{i=1}^{NG} PGi - \sum_{j=1}^{NC} Pch_j - Pl = 0$$

Etape 7

Cette étape sert à choisir le nouveau coefficient λ de la prochaine itération, dans le cas où l'équation du bilan ne serait pas vérifiée ;

Si : $\sum_{i=1}^{NG} PGik > Pch + Pl$, on choisi $\lambda^{k+1} < \lambda^k$ aller à l'étape 5.

Si : $\sum_{i=1}^{NG} PGik < Pch + Pl$, on choisi $\lambda^{k+1} > \lambda^k$ aller à l'étape 5.

II.4.3 Application de la méthode de Gauss-Seidel [1,7]

Dans cette partie, on doit résoudre le problème d'écoulement des puissances avec l'une des méthodes itératives la plus utilisée, il s'agit de la méthode de **Gauss-Seidel**.

Soit la puissance apparente au nœud i :

$$S_i = E_i \quad I_i^* = P_i + jQ_i \quad (i=1, 2, 3, \dots, n) \quad (\text{II-53})$$

D'où:

$$I_i = \frac{S_i^*}{E_i^*} = \frac{P_i - jQ_i}{E_i^*} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad i \neq s \quad (\text{II-54})$$

n : Désigne le nombre de nœuds dans le réseau.

S_i^* : La puissance injectée au nœud (i) conjugué.

I_i : Le courant injecté au nœud (i).

E_i : La tension au nœud (i).

P_i : La puissance active injectée au nœud (i).

Q_i : La puissance réactive injectée au nœud (i).

s : Représente le nœud balancier (bilan).

A partir des équations (II-53) et (II-54) on déduit :

$$\frac{P_i - jQ_i}{E_i^*} = \sum_{j=1}^n E_j Y_{ij} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad i \neq s \quad (\text{II-55})$$

Y_{ij} : Admittance au point (i, j).

Ou bien encore:

$$\frac{P_i - jQ_i}{E_i^*} = E_i Y_{ii} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n E_j Y_{ij} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad i \neq s \quad (\text{II-56})$$

L'équation de la tension E_i est alors :

$$E_i = \frac{1}{Y_{ii}} \left[\frac{P_i - jQ_i}{E_i^*} - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n E_j Y_{ij} \right] \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad i \neq s \quad (\text{II-57})$$

Pour des raisons de simplifications des calculs, on utilise les notations suivantes

:

$$\begin{cases} KL_i = \frac{1}{Y_{ii}} (P_i - jQ_i) \\ YL_{ij} = \frac{Y_{ij}}{Y_{ii}} \end{cases} \quad (\text{II-58}) \cdot (\text{II-59})$$

Donc l'équation (II-57) devient :

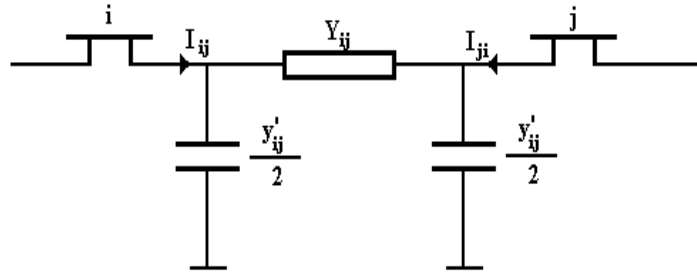
$$E_i = \frac{KL_i}{E_i^*} - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n YL_{ij} E_j \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (\text{II-60})$$

Cette dernière équation est la base du calcul itérative qui aura la forme suivante :

$$E_i^{(K+1)} = \frac{KL_i}{(E_i^{(K)})^*} \sum_{j=1}^{i-1} Y_{Lij} E_j^{(K+1)} - \sum_{j=i+1}^n Y_{Lij} E_j^K \quad (II-61)$$

II.4.3.1 Calcul de l'écoulement des puissances [1, 7, 12, 13]

Pour bien comprendre le phénomène d'écoulement des puissances on suppose



le schéma équivalent d'une ligne reliant deux nœuds i et j suivant :

Figure (II-6)

Le courant qui circule du nœud (i) vers le nœud (j) est tel que :

$$I_{ij} = I_s + I'_{ij} \quad (II-62)$$

$$I_{ij} = (E_i - E_j)y_{ij} + E_i \frac{y'_{ij}}{2} \quad (II-63)$$

Où

y_{ij} : admittance de la ligne.

$\frac{y'_{ij}}{2}$: Admittance shunt de la ligne

Après avoir calculer les tensions nodales (II-61), alors on peut déterminer l'écoulement des puissances dans les lignes.

A/ Calcul des puissances transmises

La puissance apparente transmise entre les nœuds i, j est :

$$S_{ij}^* = P_{ij} - jQ_{ij} = E_{ij}^* I_{ij} \quad (II-64)$$

On introduisant l'équation (II-63) dans (II-64) on obtient :

$$S_{ij}^* = P_{ij} - jQ_{ij} = E_i^*(E_i - E_j)y_{ij} + E_i^* E_i \frac{y'_{ij}}{2} \quad (II-65)$$

B/Calcul des puissances injectées

$$S_i = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n S_{ij} \quad (II-66)$$

C/Calcul des pertes totales

$$S_L = \sum_{i=1}^n S_i = PL + jQL \quad (\text{II-67})$$

$$P_L = \sum_{i=1}^n P_i \quad (\text{II-68})$$

$$Q_L = \sum_{i=1}^n Q_i \quad (\text{II-69})$$

PL : pertes actives totales.

QL : pertes réactives totales.

A fin de réduire le nombre d'itérations et d'accélérer la convergence, on introduit « α » coefficient d'accélération de la convergence, qu'on multiplie aux corrections ΔE_i .

α Prend des valeurs de 1 à 4.

$$E_i^{k+1} = E_i^k + \alpha \Delta E_i^k \quad (\text{II-70})$$

Avec

$$\Delta E_i^k = E_i^{k+1} - E_i^k \quad (\text{II-71})$$

II.4.3.2 L'algorithme de résolution

Etape1

Il faut introduire les données suivantes :

[Z] : La matrice impédance.

$\begin{bmatrix} y_{ij} \\ 2 \end{bmatrix}$: La matrice admittance shunt.

Etape2

Calcul de la matrice admittance

$$y_{ij} = \frac{R_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2} - j \frac{X_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2} \quad (\text{II-72})$$

$$y_i = \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^n \frac{y'_{ij}}{2} \quad (\text{II-73})$$

Formation des éléments hors diagonaux

$$Y_{ij} = -y_{ij} \text{ pour } i \neq j \quad (\text{II-74})$$

Formation des éléments diagonaux

$$Y_{ii} = \left(\sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^n (y_{ij} + \frac{y_{ij}}{2}) \right) \quad (\text{II-75})$$

Etape3

Estimation des valeurs initiales des tensions nodales.

$$E_i^{(0)} \quad i=1,2,\dots, n \quad i \neq s$$

Etape4

Détermination des paramètres :

$$KL_i \text{ et } YL_{ij} \quad \begin{matrix} i = 1,2,\dots, n \\ j = 1,2,\dots, n \end{matrix} \quad i \neq s$$

Etape5

Calcul itératif des tensions nodales pour $i= 1,2,\dots,n$ ($i \neq s$), on utilisant l'équation (III-10).

Etape6

Calcul de ΔE_i^K à partir de la relation (II-71).

Introduire le facteur d'accélération selon l' équation (II-70) .

Etape7

Test d'arrêt ($\text{Max } \Delta E^K \leq \zeta$) aller à l'étape9 si non aller à l'étape5

Etape9

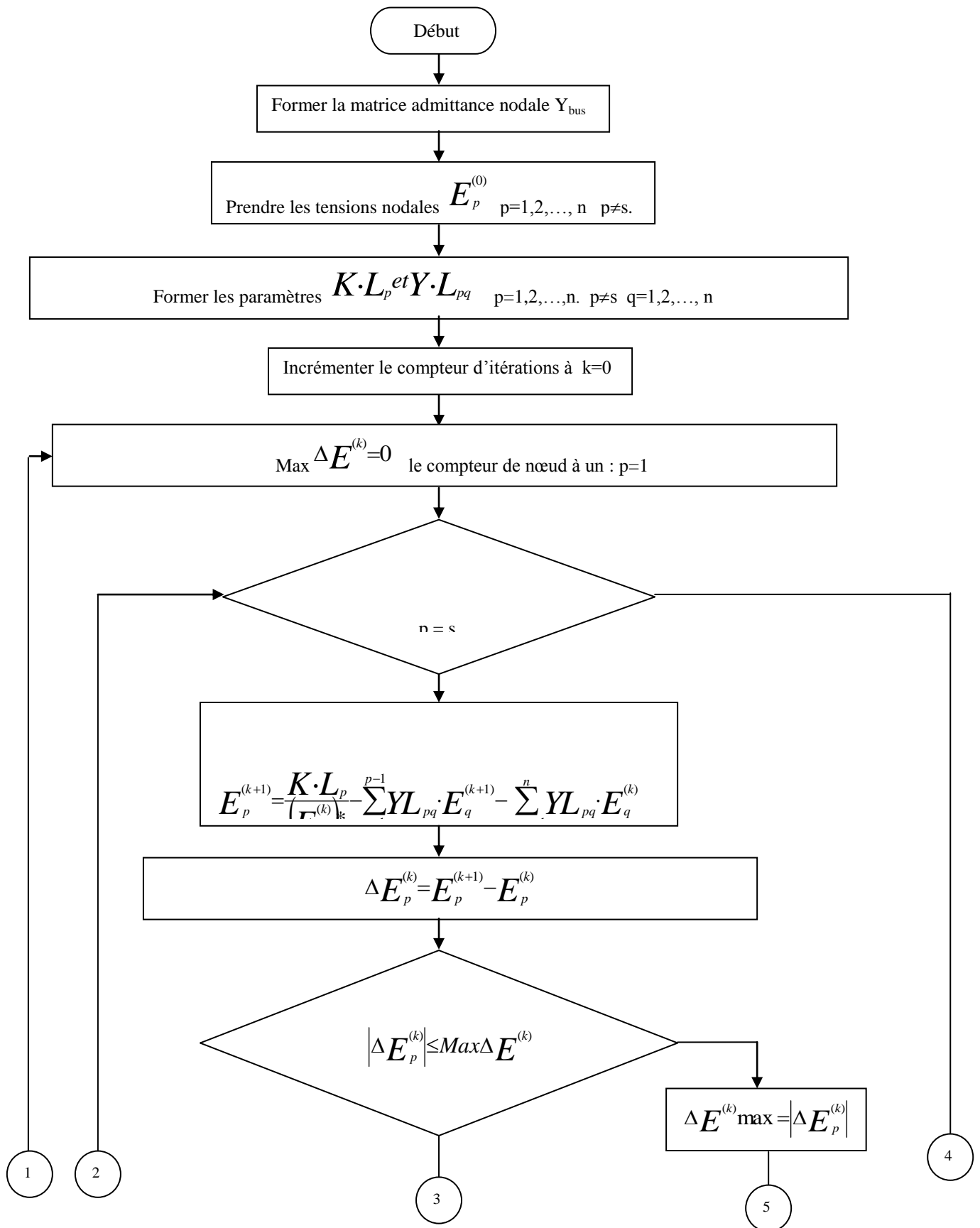
Calculer :

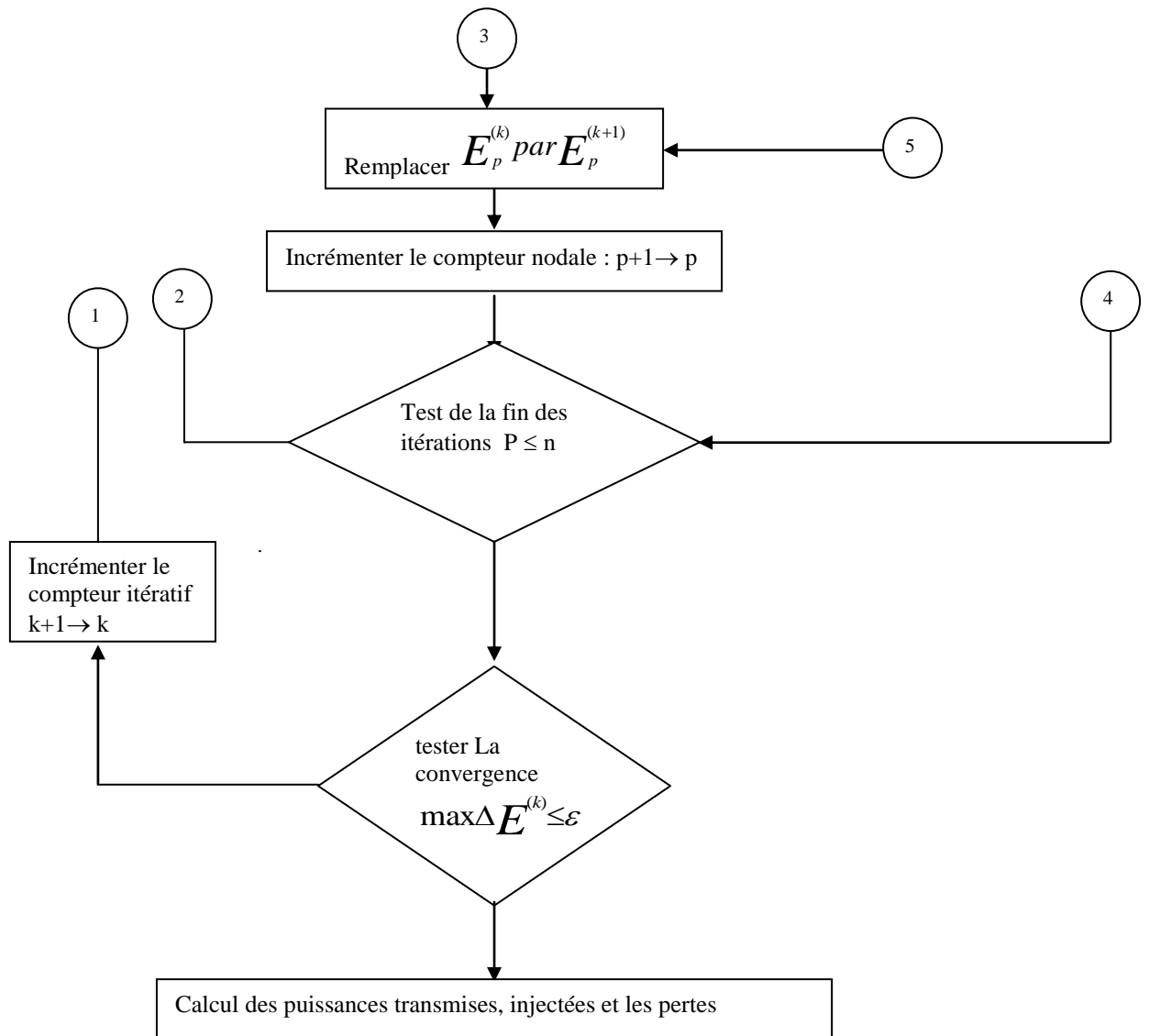
Les puissances transmises à partir de l'équation (II-65).

Les puissances injectées à partir de l'équation (II-66).

Les pertes totales à partir de l'équation (II-67).

Figure II.7 L'organigramme de la méthode de GAUSS-SEIDEL





Chapitre III

LES METHODES D'OPTIMISATION

Dans les vingt dernières années, on a vu que l'ensemble des techniques mathématiques et algorithmiques de résolution de problèmes de base se développe considérablement. Les progrès significatifs des techniques d'évaluation associés à l'augmentation considérable de la capacité de calcul des machines permettent aujourd'hui de traiter des problèmes de plus en plus complexes, avec des tailles des données de plus en plus importantes. L'une des conséquences de ceci est que la construction même des modèles, de façon fiable et efficace, n'est plus un problème secondaire mais elle est devenue un problème central.

En outre, d'autres problèmes apparaissent, aussi bien dans le monde des techniques numériques que dans les méthodes de simulation. Du point de vue des premières, la résolution numérique de systèmes d'équations de grande taille (millions ou milliards d'équations et d'inconnues, voire une infinité) n'est pas une tâche aisée. En ce qui concerne la simulation, la prise en charge de la rareté de certains événements est un problème non trivial.

III.1 Les problèmes d'optimisation

La résolution des problèmes d'optimisation est utilisée dans un grand nombre de domaines [5, 15,16]. A l'origine, ce sont les militaires qui se sont intéressés à ces questions au cours de la seconde guerre mondiale. C'était en fait un nouveau domaine de recherche en mathématiques appliquées qui a vu le jour avec la recherche opérationnelle. Le développement de l'informatique a ouvert de nouveaux horizons à la résolution de ces problèmes, et a permis un élargissement massif des champs d'application de ces techniques.

La résolution d'un problème d'optimisation est un problème complexe, car de nombreux facteurs interviennent et interagissent entre eux. Néanmoins, l'optimisation appliquée au domaine d'électrotechnique permet de résoudre des problèmes qui étaient insolubles auparavant et aboutit souvent à des solutions originales.

Dans ce chapitre, nous présentons différentes méthodes de résolution. L'ensemble de ces méthodes est tellement vaste qu'il est impossible de tout exposer. Ainsi, nous présentons les principales méthodes de résolution.

III.2 Les éléments d'optimisation

L'optimisation est une des mathématiques consacré à l'étude du (ou des) minimum(s)/maximum(s) d'une fonction à une ou plusieurs variables sur un certain domaine de définition, de l'étude de leur existence à leur détermination , en général par la mise en œuvre d'un algorithme et par suite un programme. Pour mener à bien une opération, plusieurs éléments sont indispensables et conditionnent la solution trouvée. La figure suivante présente les quatre éléments essentiels à la résolution d'un problème d'optimisation.

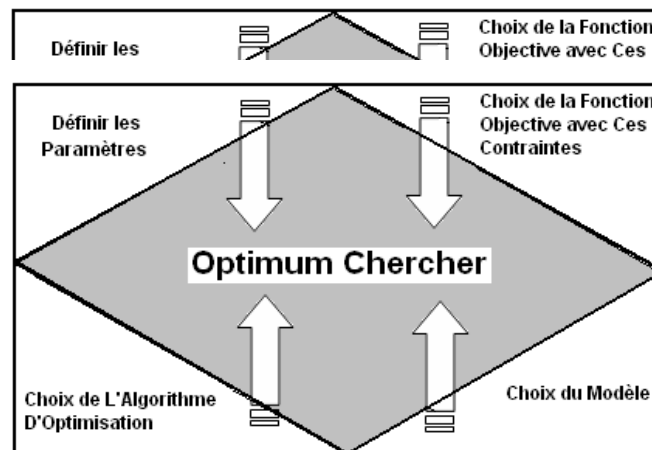


Fig. (3-1) : Eléments indispensable

En général, un grand nombre de paramètres sont indispensables, il faut être capable de définir les paramètres utiles à l'optimisation. Certains paramètres ont une influence sur la fonction choisie, d'autres pas. Etant donné le coût des simulations, seul les paramètres influents sont à retenir :

☐ **Une fonction objective** : définie l'objectif à atteindre. La définition de cette fonction est en fait un problème délicat. Car le problème est formulé en un problème d'optimisation par l'intermédiaire de la fonction objective. C'est elle qui est au centre de l'optimisation, c'est donc elle que dépend la pertinence de la solution.

☐ **Un modèle** : précis, robuste et malléable du système étudié est indispensable. Ce modèle doit être utilisable sur un domaine d'étude le plus large possible.

☐ **Un algorithme d'optimisation** : permet de trouver la solution. Différentes méthodes d'optimisation existent et en sont présentées.

III.3 L'optimisation combinatoire

L'optimisation combinatoire [4,16] occupe une place très importante en recherche opérationnelle, en mathématiques discrètes et en informatique. Son importance se justifie d'une part par la grande difficulté des problèmes d'optimisation et d'autre part par de nombreuses applications pratiques pouvant être formulées sous la forme d'un problème d'optimisation combinatoire. Bien que

les problèmes d'optimisation combinatoire soient souvent faciles à définir, ils sont généralement difficiles à résoudre. En effet, la plupart de ces problèmes appartiennent à la classe des problèmes *NP-difficiles* et ne possèdent donc pas à ce jour de solution algorithmique efficace valable pour toutes les données.

L'optimisation combinatoire est minimiser (ou maximiser) une fonction souvent appelée fonction coût, d'une ou plusieurs variables soumises à des contraintes. Le sujet de l'optimisation combinatoire dans un domaine discret. Il faut trouver parmi toutes les possibilités, souvent en nombre fini, la possibilité optimale. Ceci paraît facile mais devient infaisable dès que la taille du problème est suffisamment grande. La taille pour laquelle la recherche d'un optimum devient infaisable est petite, très souvent plus petite que la taille des problèmes pratiques. En général, la difficulté d'un problème grandit très vite avec le nombre des variables. Il n'est pas alors faisable d'examiner toutes les possibilités.

Les méthodes d'optimisation peuvent être réparties en deux catégories :

1. Méthodes exactes.
2. Méthodes approchées.

Les méthodes exactes fournissent systématiquement une solution (optimale) au problème traité si une telle solution existe. Dans le cas contraire, ce type de méthode permet d'affirmer qu'il n'existe pas de solution au problème traité.

Les méthodes approchées fournissent une solution approchée au problème traité. Elles sont en général conçues de manière à ce que la solution obtenue puisse être située par rapport à la valeur optimale : de telle méthodes permettent d'obtenir des bornes inférieures ou supérieures de la valeur optimale tel que :

- 1- Méthodes Heuristiques ;
- 2- Méthodes Méta heuristiques.

III.4 La démarche heuristique

L'heuristique [5,17] est une méthode, une technique ou un critère de guidage ou de décision, en général empirique ou obtenu par approximation, permettant de choisir la voie la plus prometteuse de recherche de la solution au problème posé, ou d'éliminer les voies les moins intéressantes, sans garantie sur la validité ou la précision de l'information ainsi fournie.

Entrer dans le domaine des heuristiques, c'est se départir d'emblée les schémas classiques. En effet, alors que la démarche classique mathématique est centrée sur l'objet de l'étude, sur la compréhension de sa structure et de sa logique, la démarche heuristique repousse le problème lui-même au rang d'illustration pour dégager des schémas de pensée plus généraux et donc originaux.

Les heuristiques disposent d'une simplicité et donc d'une rapidité dans leur exécution plus élevée que les algorithmes classiques. Ces règles s'appliquant à un ensemble particulier la recherche des faits ce voit simplifiée et accélérée (moins de possibilité). D'où une analyse des situations améliorées. Mais une méthode heuristique trop simplifiée ou au contraire trop générale peut conduire à des biais cognitifs, générant des erreurs de décision.

L'utilisation de plus de ces éléments simples (les heuristiques) afin de créer des éléments plus complexes (les méta- heuristiques) permet donc de réduire considérablement l'ensemble de recherche global de l'algorithme.

L'une de leur caractéristique principale et à première vue défaut, dont hérite également les méta- heuristiques, est qu'ils peuvent dans certains cas ne pas proposer de solution optimale au problème. Mais au résultat s'y approchant d'assez près pour qu'il soit considéré comme correct, on parle alors de garantie de performance.

III.5 Les méta- heuristiques

Les méta- heuristiques sont apparues dans les années 1980 et forment une famille d'algorithmes d'optimisation visant à résoudre des problèmes d'optimisation difficile, pour lesquels on ne connaît pas de méthode classique plus

efficace. Elles sont généralement utilisées comme des méthodes génériques pouvant optimiser une large gamme de problèmes différents, sans nécessiter de changements profonds dans l'algorithme employé [5,18,19,20,21].

Etymologiquement parlant de ce mot est composé dans un premier temps du préfixe méta qui signifie « au delà » ou « plus haut » en grec puis de « heuristique » qui signifie « trouver ». Cette décomposition permet de facilement comprendre le but premier de ces algorithmes : trouver des solutions à des problèmes en utilisant plusieurs (méta) heuristiques.

Métas- heuristiques utilisent des processus aléatoires comme moyens de récolter de l'information et de faire face à des problèmes comme l'explosion combinatoire. En plus de cette base stochastique, les méta- heuristiques sont généralement itératives, c'est-à-dire qu'un même schéma de recherche est appliqué plusieurs fois au cours de l'optimisation, et directes, c'est-à-dire qu'elles n'utilisent pas l'information du gradient de la fonction objectif. Elles tirent en particulier leur intérêt de leur capacité à éviter les optima locaux, soit en acceptant une dégradation de la fonction objectif au cours de leur progression, soit en utilisant une population de points comme méthode de recherche.

Les méta- heuristiques, du fait de leur capacité à être utilisées sur un grand nombre de problèmes différents, se prêtent facilement à des extensions. Pour illustrer cette caractéristique, citons notamment :

*L'optimisation multi objectif (dites aussi multicritère) [22], où il faut optimiser plusieurs objectifs contradictoires. La recherche vise alors non pas à trouver un optimum global, mais un ensemble d'optima « au sens de Pareto » formant la « surface de compromis » du problème.

*L'optimisation multimodale, où l'on cherche un ensemble des meilleurs optima globaux et/ou locaux.

*L'optimisation de problèmes bruités, où il existe une incertitude sur le calcul de la fonction objectif. Incertitude dont il faut alors tenir compte dans la recherche de l'optimum.

*L'optimisation dynamique, ou la fonction objectif varie dans le temps. Il faut alors approcher au mieux l'optimum à chaque pas de temps.

*La parallélisation, ou l'on cherche à accélérer la vitesse de l'optimisation en répartissant la charge de calcul sur des unités fonctionnant de concert. Le problème revient alors à adapter les méta- heuristiques pour qu'elles soient distribuées.

*L'hybridation, qui vise à tirer parti des avantages respectifs de méta- heuristiques différentes en les combinant [22,23].

Enfin, la grande vitalité de ce domaine de recherche ne doit pas faire oublier qu'un des intérêts majeurs des méta- heuristiques est leur facilité d'utilisation dans des problèmes concrets. L'utilisateur est généralement demandeur de méthodes efficaces permettant d'atteindre un optimum avec une précision acceptable dans un temps raisonnable. Un des enjeux de la conception des méta- heuristiques est donc de faciliter le choix d'une méthode et de simplifier son réglage pour l'adapter à un problème donné.

III.6 -Organisation générale

D'une manière générale, les méta- heuristiques s'articulent autour de trois notions [22]:

Diversification /exploration : désigne les processus visant à récolter de l'information sur le problème optimisé.

L'intensification/exploitation : vise à utiliser l'information déjà récoltée pour définir et parcourir les zones intéressantes de l'espace de recherche.

La mémoire : est le support de l'apprentissage, qui permet à l'algorithme de ne tenir compte que des zones où l'optimum global est susceptible de se trouver, évitant ainsi les optimums locaux.

Les méta- heuristiques progressent de façon itérative, en alternant des phases d'intensification, de diversification et d'apprentissage. L'état de départ est souvent choisi aléatoirement, l'algorithme se déroulant ensuite jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint.

III.7 Applications

Les méta- heuristiques sont souvent inspirées par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique (les méthodes de voisinage comme le recuit simulé et la recherche tabou), en biologie de l'évolution (les algorithmes évolutifs comme les algorithmes génétiques et les stratégies d'évolution) ou encore en étiologie (les algorithmes de colonies de fourmis).

Méta- heuristique à recuit simulé

La méthode de recuit simulé s'inspire du processus de recuit physique [23,24]. Ce processus utilisé en métallurgie pour améliorer la qualité d'un solide cherche un état d'énergie minimale qui correspond à une structure stable du solide. Les origines du recuit simulé remontent aux expériences réalisées par Metropolis et al dans les années 50 pour simuler l'évolution d'un tel processus de recuit physique. Metropolis et al utilisent une méthode stochastique pour générer une suite d'états successifs du système en partant d'un état initial donné. Tout nouvel état est obtenu en faisant subir un déplacement (une perturbation) aléatoire à un atome quelconque.

L'utilisation d'un tel processus du recuit simulé pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire a été reportée dans. Le recuit simulé peut être vu comme une version étendue de la méthode de descente. Le processus du recuit simulé répète une procédure itérative qui cherche des configurations de coût plus faible tout en acceptant de manière contrôlée des configurations qui dégradent la fonction de coût. A chaque nouvelle itération, un voisin de la configuration courante est généré de manière aléatoire. Selon les cas, ce voisin sera soit retenu pour remplacer celle-ci, soit rejeté. Si ce voisin est de performance supérieure ou égale à celle de la configuration courante, il est systématiquement retenu. Dans le cas contraire, il est accepté avec une probabilité qui dépend de deux facteurs : d'une part l'importance de la dégradation (les dégradations plus faibles sont plus facilement acceptées), d'autre part un paramètre de contrôle, la température (une température élevée correspond à une probabilité plus grande d'accepter des dégradations). La température est contrôlée par une fonction décroissante qui définit un schéma de refroidissement. Les deux paramètres de la méthode définissent la longueur des paliers et la fonction permettant de calculer la suite décroissante des

températures. En pratique, l'algorithme s'arrête et retourne la meilleure configuration trouvée lorsque aucune configuration voisine n'a été acceptée pendant un certain nombre d'itérations à une température ou lorsque la température atteint la valeur zéro.

La performance du recuit simulé dépend largement du schéma de refroidissement utilisé. De nombreux schémas théoriques et pratiques ont été proposés. De manière générale, les schémas de refroidissement connus peuvent être classés en trois catégories :

- réduction par paliers : chaque température est maintenue égale pendant un certain nombre d'itérations, et décroît ainsi par paliers.
- réduction continue: la température est modifiée à chaque itération.
- réduction non- monotone: la température décroît à chaque itération avec des augmentations occasionnelles.

Il existe des schémas qui garantissent la convergence asymptotique du recuit simulé. En pratique, on utilise des schémas relativement simples même s'ils ne garantissent pas la convergence de l'algorithme vers une solution optimale.

Le recuit simulé constitue, parmi les méthodes de voisinage, l'une des plus anciennes et des plus populaires. Il a acquis son succès essentiellement grâce à des résultats pratiques obtenus sur de nombreux problèmes NP- difficiles. La preuve de convergence a également contribué à cette popularité, bien que cette preuve n'ait pas de portée en pratique.

III.8 Les méta- heuristiques évolutionnaires/génétiques

Origines

Les algorithmes génétiques appartiennent à une famille d'algorithmes appelés méta- heuristique dont le but est d'obtenir une solution approchée [25,26], en un temps correct, à un problème d'optimisation, lorsqu'il n'existe pas de méthode exacte pour le résoudre. Les algorithmes génétiques utilisent la

notion de sélection naturelle développée par le scientifique Charles Darwin au XIXème siècle.

Dans cette théorie, une population d'individus évolue grâce au mécanisme de la reproduction sexuée. Les individus les plus adaptés à leur milieu se reproduisent plus que les autres, favorisant les caractères les plus adaptés. Ainsi une girafe avec un cou plus long que les autres aura accès à plus de nourriture, et aura donc plus de chances de survivre et de se reproduire. Ses descendants auront un cou plus long, et en moyenne la population de girafe aura un cou plus long.

L'utilisation d'algorithmes génétiques dans la résolution de problèmes est à l'origine des recherches de John Holland dès 1960. La nouveauté introduite a été la prise en compte de l'opérateur crossing over en complément des mutations, et c'est cet opérateur qui permet le plus souvent de se rapprocher de l'optimum d'une fonction en combinant les gènes contenus dans les différents individus de la population [22,28,29].

III.9 Principe

Les algorithmes génétiques classiques introduits par Holland s'appuient fortement sur un codage universel sous forme de chaînes 0/1 de longueur fixe et un ensemble d'opérateurs génétiques : les sélections, les crossing over ou recombinaison et les mutations. Un individu sous ce codage, appelé un chromosome, représente une configuration du problème. Les opérateurs « génétiques » sont définis de manière à opérer aléatoirement sur un ou deux individus sans aucune connaissance sur le problème.

La génétique a mis en évidence l'existence de plusieurs opérateurs au sein d'un organisme donnant lieu au brassage génétique. Ces opérations interviennent lors de la phase de reproduction lorsque les chromosomes de deux organismes fusionnent.

Ces opérations sont imitées par les algorithmes génétiques afin de faire évoluer les populations de solutions de manières progressives.

Les sélections :

Pour déterminer quels individus sont plus enclins à obtenir les meilleurs résultats, une sélection est opérée. Ce processus est analogue à un processus de sélection naturelle, les individus les plus adaptés gagnent la compétition de la reproduction tandis que les moins adaptés meurent avant la reproduction, ce qui améliore globalement l'adaptation.

Il existe plusieurs techniques de sélection, les principales sont :

- 1- Sélection par rang,
- 2- Probabilité de sélection proportionnelle à l'adaptation,
- 3- Sélection par tournoi,
- 4- Sélection uniforme.

Les crossing over ou recombinaison :

Lors de cette opération, deux chromosomes s'échangent des parties de leurs chaînes, pour donner de nouveaux chromosomes. Ces crossing over peuvent être simples ou multiples. Dans le premier cas, les deux chromosomes se croisent et s'échangent des portions d'ADN en un seul point. Dans le deuxième cas, il y a plusieurs points de croisement. Pour les algorithmes génétiques, c'est cette opération qui est prépondérante. Sa probabilité d'apparition lors d'un croisement entre deux chromosomes est un paramètre de l'algorithme génétique. En règle générale, on fixe la proportion d'apparition à 0.7.

Les mutations :

D'une façon aléatoire, un gène peut, au sein d'un chromosome être substitué à un autre. De la même manière que pour les crossing over, on définit ici un taux de mutation lors des changements de populations qui est généralement compris entre 0.001 et 0.01. Il est nécessaire de choisir pour ce taux une valeur relativement faible de manière à ne pas tomber dans une recherche aléatoire et conserver le principe de sélection et d'évolution. La mutation sert à éviter une convergence prématurée de l'algorithme.

Codage :

Pour les algorithmes génétiques, un des facteurs les plus importants, si ce n'est le plus important, est la façon dont sont codés les solutions, c'est-à-dire les structures de données qui coderont les gènes.

Codage binaire :

Le principe est de coder la solution selon une chaîne de bit. Ce type de codage est le plus utilisé car il présente plusieurs avantages [26,27,28,29]. Il existe au moins un côté négatif qui fait que d'autres existent. Ce codage est peu naturel par rapport à un problème donné.

Codage à caractère multiple :

Ce type de codage est plus naturel que le codage binaire. Il est utilisé dans de nombreux cas poussés [26,27,28,29,30].

Codage sous forme d'arbre :

Ce codage utilise une structure arborescente avec une racine de laquelle peuvent être issus un ou plusieurs fils. Un de leurs avantages est qu'ils peuvent être utilisés dans le cas de problèmes où les solutions n'ont pas une taille finie. Les arbres de tailles quelconque peuvent être formés par le biais de crossing over et de mutations.

Le problème de ce type de codage est que les arbres résultants sont souvent difficiles à analyser et que l'on peut se retrouver avec des arbres dont la taille est importante.

Pour le choix du type de codage, il suffit de choisir celui qui semble le plus naturel en fonction du problème à traiter et développer ensuite l'algorithme de traitement.

Bien que les algorithmes génétiques soient considérés aujourd'hui comme une méthode d'optimisation, l'objectif initial consistait à concevoir des systèmes d'apprentissage généraux, robustes et adaptatifs, applicables à une large classe de problèmes.

L'universalité d'un tel algorithme pose évidemment des problèmes d'efficacité en pratique. En effet, en tant que méthode d'optimisation, un

algorithme génétique classique se base uniquement sur des opérateurs « aveugles ». Une autre voie intéressante pour améliorer l'efficacité des algorithmes génétiques consiste à combiner le cadre génétique avec d'autres méthodes de résolution [28].

III.10 Les méta- heuristiques éthologiques/colonies de fourmis

Cette méta- heuristique s'inspire des comportements collectifs des fourmis dans leur découvertes de nouvelles sources de nourriture [25,26,27,28] : en effet ces insectes utilisent des phéromones afin de marquer les informations qu'ils ont recueillies sur leur environnement. On appelle cela stigmergie.

L'utilisation de ces phéromones leur permettent de repérer les plus courts chemins entre une source de nourriture et leur nid. Car malgré leur capacité cognitive limitée, elles sont collectivement capables de résoudre des problèmes complexes.

III.11 Conclusion

Les méthodes de résolution sont extrêmement nombreuses, elles sont basées sur des principes totalement différents, chacune explore et exploite l'espace de recherche selon des techniques qui lui sont propres.

Comparer ces méthodes entre elles n'est pas une chose facile. Toutefois, il n'existe pas de méthodes de recherche qui soit véritablement plus performante qu'une autre sur l'ensemble des problèmes.

Pour notre étude, nous avons retenu les colonies de fourmis parce qu'elle est extrêmement performante dans de nombreux domaines. C'est une méthode très efficace lorsqu'il s'agit d'exploiter une zone de l'espace de recherche. D'autre part, elle s'adapte assez bien au problème posé.

Chapitre IV

ALGORITHMES DES COLONIES DE FOURMIS

La place des fourmis dans l'étude des sociétés animales est centrale car elles ont développé des formes très avancées de socialité allant jusqu'à partager leur activité de reproduction en confiant la transmission de leurs gènes à quelques individus de la colonie.

IV.1. Optimisation par colonies de fourmis

Le principe de l'optimisation par colonies de fourmis est apparu au début des années 90. Il est dû aux chercheurs M. Dorigo, V. Maniezzo et A. Coloni qui expliquent leur théorie dans un article fondateur [32]. Article dans lequel ils proposent une nouvelle approche pour l'optimisation stochastique combinatoire et mettent en avant la rapidité de leur nouvelle méthode à trouver des solutions acceptables tout en évitant des convergences prématurées. Ils qualifient leur méthode de versatile (elle peut s'appliquer à des versions similaires d'un même problème), robuste et bien sûr basée sur une population d'individus [33,34,35,36,37,38,39,40].

Les algorithmes de colonies de fourmis sont nés à la suite d'une constatation : les insectes sociaux en général, et les fourmis en particulier, résolvent naturellement des problèmes relativement complexes. Les biologistes ont étudié comment les fourmis arrivent à résoudre collectivement des problèmes trop complexes pour un seul individu, notamment les problèmes de choix lors de l'exploitation de sources de nourriture.

L'optimisation par colonies de fourmis s'inspire du comportement des fourmis lorsque celles-ci sont à la recherche de nourriture. Les fourmis en se déplaçant déposent des phéromones, substances olfactives et volatiles. Chaque fourmi se dirige en tenant compte des phéromones qui sont déposées par les autres membres de la colonie. Les fourmis choisissent leur chemin de manière probabiliste. Comme les phéromones s'évaporent progressivement, le choix probabiliste que prend une fourmi pour choisir son chemin évolue continuellement.

IV.2. Les fourmis réelles

Les fourmis constituent à l'heure actuelle un support majeur pour les théories développées en écologie comportementale et en sociobiologie. On peut citer plusieurs raisons à cet engouement :

* L'influence des fourmis sur leur environnement naturel est extrêmement importante. Il a par exemple été montré qu'elles déplacent plus de terre en forêt

tropicale que les vers de terre, ou encore que le poids total des fourmis sur terre est du même ordre de grandeur que le poids des humains. De plus, la domination des fourmis est une preuve de leur adaptation à des environnements très variés : Dans la forêt vierge amazonienne du Brésil, le poids sec de l'ensemble des fourmis est environ quatre fois supérieur à celui de tous les vertébrés terrestres (mammifères, oiseaux, reptiles et amphibiens) réunis [19]. On trouve ainsi des fourmis dans tous les écosystèmes terrestres situés entre les deux cercles polaires. La connaissance de leur mode de vie est donc primordiale à la compréhension des espèces animales et végétales qui les côtoient;

* L'étude des fourmis se fait assez facilement en laboratoire car elles s'adaptent sans trop de difficultés à des environnements différents de leur habitat d'origine ;

* Les fourmis possèdent une gamme de comportements très variés, collectifs ou individuels.

IV.2.1 Les insectes sociaux

La place des fourmis dans l'étude des sociétés animales est centrale car elles ont développé des formes très avancées de socialité allant jusqu'à partager leur activité de reproduction en confiant la transmission de leurs gènes à quelques individus de la colonie (les reines et les males) [17,41].

Le nombre d'espèces sociales (environ 13 500 connues [19]) est assez réduit par rapport au nombre d'espèces d'insectes répertoriées, soit environ 750 000, alors que les insectes sociaux représentent la moitié de la biomasse des insectes. La grande diversité des fourmis (environ 10 000 espèces connues [19]) propose une large variété de morphologies et de comportements. L'étude des fourmis, la myrmécologie, est donc un vaste et passionnant champ d'investigation.

Une fourmilière peut aussi être assimilée à un super organisme s'apparentant à un organisme vivant composé de cellules. Chaque cellule remplit un rôle précis tout comme les fourmis accomplissent certaines tâches pour la survie et le développement du nid. Les fourmis sexuées ont par exemple le même rôle que les cellules sexuelles. Les parallèles entre ces deux types de systèmes sont étonnants et l'étude de leur développement, la morphogenèse pour un

organisme et la sociogenèse pour une société d'insectes, permet de faire certains rapprochements. L'étude de la sociogenèse a l'avantage d'être plus facile à réaliser puisque l'on peut retirer et injecter des constituants sans mettre en péril le développement du super organisme.

IV.2.2 L'intelligence collective des fourmis

De par la grande diversité des écosystèmes colonisés (des forêts vierges aux déserts), les fourmis offrent une grande diversité de comportements et de morphologies [41]. L'étude précise de leur comportement (l'éthologie) est souvent limitée aux espèces les moins peuplées pour des raisons pratiques évidentes d'étude en laboratoire. Cette diversité exubérante est une mine d'inspiration fascinante pour les systèmes informatiques. C'est ainsi que les capacités des fourmis en matière de coopération, de communication, de compétition et d'apprentissage, entre autres, peuvent être mises à profit pour la conception de robots ou d'algorithmes de résolution de problèmes.

La communication

Les insectes sociaux en général, et les fourmis en particulier, ont développé des mécanismes de communication très élaborés [44] pour les insectes sociaux pour les animaux en général). Il a été défini douze types de réponse mettant en œuvre une forme de communication [45] :

1. L'alarme ;
2. L'attraction simple ;
3. Le recrutement (pour une source de nourriture ou un site de nidification);
4. L'entretien et la mue ;
5. La trophallaxie (échange de liquides) ;
6. L'échange d'aliments solides ;
7. Les effets de groupe (augmentation ou inhibition d'une activité) ;
8. La reconnaissance des apparentés ou de caste ;

9. La détermination de caste ;
10. La compétition pour la reproduction ;
11. Le marquage du territoire et du nid ;
12. La reproduction (différenciation du sexe, de l'espèce, de la colonie...).

La communication chimique est de loin la plus présente chez les fourmis. Les phéromones (mélange d'hydrocarbures) sont à la base de la communication de nombreuses espèces. La chémoréception présente les avantages suivants :

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 la 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 ou pour l'intégration de deux stimulations successives sous une forme temporelle.

Les ouvrières sont par exemple capables de déposer des traces chimiques sur le trajet qu'elles empruntent pour ramener de la nourriture. Au delà du fait que ce marquage leur permet de retrouver leur chemin jusqu'à la fourmilière pour ce qui est du retour et jusqu'à la source de nourriture pour ce qui est d'exploiter une source abondante, cela leur permet de transmettre à leur congénères l'emplacement de l'aubaine.

La communication chimique est aussi mise à l'œuvre pour déclencher des alarmes quand le nid est attaqué et ainsi mobiliser un grand nombre d'individus pour défendre la fourmilière.

Ces deux mécanismes font partie des comportements de recrutement. De plus, plusieurs phéromones peuvent être utilisées et avec des concentrations différentes, constituant ainsi une sorte de langage chimique. Les principales manifestations du recrutement sont la recherche de nourriture, la construction du nid, la défense de la colonie et la migration vers de nouveaux sites de nidification.

Bien que peu répandue, certaines espèces ont développé une forme de communication acoustique soit en utilisant un grattoir ou en utilisant les vibrations du sol. Les mouvements peuvent aussi servir de canal de communication : certaines fourmis tisserandes se livrent à une sorte de danse pour recruter des ouvrières. On trouve aussi des ouvrières qui transportent d'autres ouvrières pour leur indiquer le nouvel emplacement du nid [19]. La communication tactile entre aussi en jeu dans de nombreux rituels d'invitation et de recrutement. Enfin la communication visuelle est assez difficile à mettre en évidence mais certaines espèces semblent utiliser ce canal pour déclencher des mouvements collectifs notamment lors de l'attaque de proies.

La communication entre les individus peut se faire directement ou indirectement.

L'utilisation des phéromones est majoritairement une forme indirecte puisque l'échange d'information se fait grâce au support du sol. Quand deux individus interagissent indirectement en modifiant l'environnement on parle de stigmergie. Ce terme a été introduit par Grassé à propos des mécanismes collectifs de construction du nid chez les termites.

Les différentes applications informatiques qui découlent des capacités de communication des fourmis se retrouvent par exemple en optimisation combinatoire ou la coopération stigmergétique s'applique parfaitement à la recherche du plus court chemin dans un graphe. Ces applications seront détaillées dans le chapitre suivant.

La division du travail

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

- * La recherche de nourriture ;
- * La défense du nid ;
- * L'entretien et la construction du nid ;
- * L'entretien des larves et leur approvisionnement en nourriture.

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 de l'organisation déployée par les fourmis qui nous intéresse. Il a été mis en évidence que certains groupes d'individus se spécialisent dynamiquement pour une tâche particulière. Cette dynamique peut être mise en œuvre pour un individu particulier : sa tâche de prédilection varie dans le temps, dans ce cas toutes les ouvrières sont potentiellement capables d'accomplir n'importe quelle tâche. On trouve aussi des spécialisations morphologiques, avec par exemple des variations de taille de un à dix à l'intérieur de la même espèce. Dans ce cas la dynamique est assurée par un contrôle des naissances sur chaque type de morphologie.

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, a priori, de contrôle centralisé, de coordination de niveau supérieur à l'individu. La structure émerge des interactions inter-individuelles et avec l'environnement. La communication indirecte entre les individus est la encore mise à profit.

Les fourmis tisserandes sont par exemple capables d'unir leurs efforts pour rapprocher des feuilles en formant de véritables ponts puis d'unir les bords des feuilles en utilisant la soie produite par leurs larves. La construction du nid chez

les termites a été étudiée par Deneubourg. L'apparition des piliers dans une termitière pouvant être expliquée par l'amplification de multiples fluctuations chaotiques : la structure, modèle d'équilibre des forces par sa stabilité, naît de l'amplification de multiples déséquilibres. La construction des nids de guêpes est aussi un modèle d'action collective où les agents répondent plus particulièrement à des stimuli issus de certaines configurations dans la structure.

La quête de nourriture

La recherche de la nourriture (le fourragement) est une activité souvent plus dispersée spatialement que la construction du nid et qui peut aussi être mise en œuvre de façon très différente suivant les espèces de fourmis. Les stratégies de recherche de nourriture sont en effet extrêmement diversifiées. Par exemple à cause des différences de régime alimentaire : certaines espèces peuvent être spécialisées sur un unique type d'aliment. On peut aussi trouver des mécanismes très élaborés comme la culture de champignon ou l'élevage de pucerons. La recherche de nourriture est une activité risquée (les fourrageuses de *Cataglyphis bicolor* ont par exemple une espérance de vie de 6.1 jours [19]) 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 la recherche de nourriture 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.

Capacités individuelles

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. Les caractéristiques individuelles ne sont évidemment pas une particularité des fourmis mais de tous les organismes vivants ayant un souci de survie.

IV.2.3 Les comportements collectifs des insectes

IV.2.3.1 L'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 inter-individuelle : chaque fourmi est capable d'identifier ses congénères tout en participant elle-même à l'identité de sa colonie (l'échange d'aliments entre les individus d'une même colonie, la trophallaxie, est un exemple d'acte altruiste permettant en plus d'homogénéiser l'identité de la colonie, l'identité coloniale). Les explications du mécanisme de reconnaissance ne sont pas encore parfaitement établies. Cependant, il s'avère qu'il y a à la fois une composante génétique et une composante acquise par apprentissage. Un réseau de neurones a par exemple été utilisé pour reproduire ce mécanisme d'apprentissage puis de différenciation entre les composés chimiques, dans le cas des termites.

Ces processus d'auto-organisation sont à l'origine de ce que l'on dénomme l'intelligence collective. On parle d'intelligence collective quand un groupe social peut résoudre un problème dans un cas où un agent isolé en serait incapable.

Stigmergie

La stigmergie est un des concepts à la base de la création des méta-heuristiques de colonies de fourmis. Elle est précisément définie comme une «forme de communication passant par le biais de modifications de l'environnement», mais on peut rencontrer le terme «interactions sociales indirectes» pour décrire le même phénomène. La spécificité de la stigmergie est que les individus échangent des informations par le biais du travail en cours, de l'état d'avancement de la tâche globale à accomplir [46].

Contrôle décentralisé

Dans un système auto-organisé, il n'y a pas de prise de décision à un niveau donné, suivie d'ordres et d'actions prédéterminées. En effet, dans un système décentralisé, chaque individu dispose d'une vision locale de son environnement, et ne connaît donc pas le problème dans son ensemble. La littérature des systèmes multi-agents emploie souvent ce terme ou celui « d'intelligence artificielle distribuée », bien que, d'une manière générale, l'étude des systèmes multi-agents tende à utiliser des modèles de comportement plus complexes, fondés notamment sur les sciences de la cognition. Les avantages d'un

contrôle décentralisé sont notamment la robustesse et la flexibilité : systèmes robustes, car capables de continuer à fonctionner en cas de panne d'une de leurs composantes ; flexibles, car efficaces sur des problèmes dynamiques.

Hétérarchie dense

L'hétérarchie dense est un concept issu directement de la biologie, utilisé pour décrire l'organisation des insectes sociaux, et plus particulièrement des colonies de fourmis [19]. La définition peut être traduite comme suit :

Une colonie de fourmis est une variante particulière de hiérarchie qui peut avantageusement être appelée une hétérarchie. Cela signifie que les propriétés des niveaux globaux agissent sur les niveaux locaux, mais que l'activité induite dans les unités locales influence en retour les niveaux globaux. L'hétérarchie est dite dense dans le sens où un tel système forme un réseau hautement connecté, où chaque individu peut échanger des informations avec n'importe quel autre. Ce concept est en quelque sorte opposé à celui de hiérarchie où, dans une vision populaire mais erronée, la reine gouvernerait ses sujets en faisant passer des ordres dans une structure verticale, alors que, dans une hétérarchie, la structure est plutôt horizontale Figure (5-1).

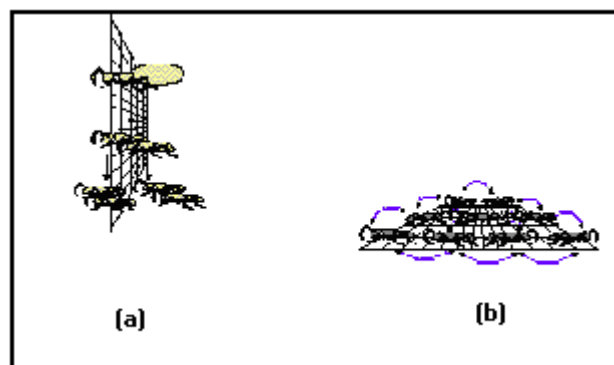


Fig. (5-1) : [a] Hiérarchie dense ; [b] Concept opposé

On constate que ce concept recoupe celui de contrôle décentralisé, mais aussi celui de stigmergie, en ce sens que l'hétérarchie décrit la manière dont le flux d'information parcourt le système. Cependant, dans une hétérarchie dense, tout type de communication doit être pris en compte, tant la stigmergie que les échanges directs entre individus.

Les pistes de phéromones

Les fourmis ont la particularité d'employer pour communiquer des substances volatiles appelées phéromones. Elles sont attirées par ces substances, qu'elles perçoivent grâce à des récepteurs situés dans leurs antennes. Ces substances sont nombreuses et varient selon les espèces. Les fourmis peuvent déposer des phéromones au sol, grâce à une glande située dans leur abdomen, et former ainsi des pistes odorantes, qui pourront être suivies par leurs congénères Figure (5-2).

Les fourmis utilisent les pistes de phéromone pour marquer leur trajet, par exemple entre le nid et une source de nourriture. Une colonie est ainsi capable de choisir (sous certaines conditions) le plus court chemin vers une source à exploiter, sans que les individus aient une vision globale du trajet.

En effet, comme l'illustre la figure (5-2), les fourmis le plus rapidement arrivées au nid, après avoir visité la source de nourriture, sont celles qui empruntent le chemin le plus court. Ainsi, la quantité de phéromone présente sur le plus court trajet est légèrement plus importante que celle présente sur le chemin le plus long. Or, une piste présentant une plus grande concentration en phéromone est plus attirante pour les fourmis, elle a une probabilité plus grande d'être empruntée. La piste courte va alors être plus renforcée que la longue, et, à terme, sera choisie par la grande majorité des fourmis.

On constate qu'ici le choix s'opère par un mécanisme d'amplification d'une fluctuation initiale. Cependant, il est possible qu'en cas d'une plus grande quantité de phéromone déposée sur les grandes branches, au début de l'expérience, la colonie choisisse le plus long parcours.

D'autres expériences, avec une autre espèce de fourmis, ont montré que si les fourmis sont capables d'effectuer des demi-tours sur la base d'un trop grand écart par rapport à la direction de la source de nourriture, alors la colonie est plus flexible et le risque d'être piégé sur le chemin long est plus faible.

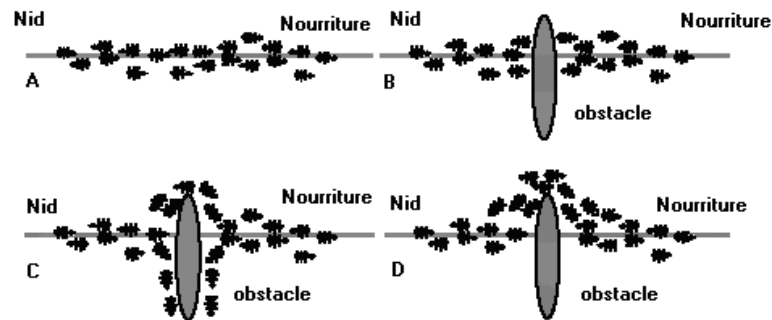


Fig. (5-2) : Les Fourmis réelles suivent un chemin entre le Nid et la Nourriture. (B) Un obstacle apparaît sur le chemin : Les Fourmis choisissent de tourner soit à gauche soit à droite avec une probabilité égale. (C) La phéromone est déposée plus rapidement sur le chemin le plus court. (D) Toutes les fourmis ont choisi le chemin le plus court.

Il est difficile de connaître avec précision les propriétés physico-chimiques des pistes de phéromone, qui varient en fonction des espèces et d'un grand nombre de paramètres. Cependant, les méta-heuristiques d'optimisation de colonies de fourmis s'appuient en grande partie sur le phénomène d'évaporation des pistes de phéromone. Or, on constate dans la nature que les pistes s'évaporent plus lentement que ne le prévoient les modèles. Les fourmis réelles disposent en effet « d'heuristiques » leur apportant un peu plus d'informations sur le problème (par exemple une information sur la direction). Il faut garder à l'esprit que l'intérêt immédiat de la colonie (trouver le plus court chemin vers une source de nourriture) peut être en concurrence avec l'intérêt adaptatif de tels comportements. Si l'on prend en compte l'ensemble des contraintes que subit une colonie de fourmis (prédation, compétition avec d'autres colonies, etc.), un choix rapide et stable peut être meilleur, et un changement de site exploité peut entraîner des coûts trop forts pour permettre la sélection naturelle d'une telle option.

IV.3. Les fourmis artificielles

La fourmi artificielle se présente sous la forme d'un ensemble de procédures qui définissent son comportement [42,43]. Celui-ci est très semblable à celui de la fourmi naturelle quand elle recherche de la nourriture Figure (V-2). 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.

1. Dans le cas des fourmis artificielles, il n'y a pas obligatoirement de phase de recrutement.

1. Qui est capable d'agir dans un environnement;

2. Qui peut communiquer directement avec d'autres agents;

3. Qui, est mue par un ensemble de tendances (sous la forme d'objectifs individuels ou d'une fonction de satisfaction, voire de survie, qu'elle cherche à optimiser) ;

4. Qui possède des ressources propres;

5. Qui, est capable de percevoir (mais de manière limitée) son environnement ;

6. Ne dispose que d'une représentation partielle et éventuellement nulle de cet environnement ;

7. Qui, possède des compétences et offre des services;

8. Qui, peut éventuellement se reproduire;

9. Dont le comportement tend à, satisfaire ses objectifs, en tenant compte des ressources et des compétences dont elle dispose, et en fonction de sa perception, de ses représentations et des communications qu'elle reçoit.

En se basant sur ces définitions, il est possible de décrire le comportement des fourmis virtuelles en tant qu'agents :

1- Les entités informatiques que nous venons de définir sont dites virtuelles car elles n'ont pas d'existence matérielle au contraire des entités physiques qui interagissent dans le monde concret (Des exemples de ces agents physiques sont un robot, un avion, une voiture) ;

2- Les agents sont capables d'agir : dans le cas des fourmis virtuelles, elles modifient les valeurs de phéromone associées aux différents éléments. Par cette action elles changent leur environnement, ce qui influera sur le choix des autres fourmis à l'itération suivante ;

3- Les agents sont capables de communiquer : les fourmis utilisent comme on l'a vu précédemment la phéromone comme médium de communication indirecte;

4- les agents sont doués d'autonomie : chaque fourmi a pour but de construire une solution pour un problème donné, se contentant pour cela d'appliquer les règles de sélection qui définissent son comportement, la fourmi utilise la phéromone et parfois des valeurs heuristiques;

5- Les agents n'ont qu'une représentation partielle de leur environnement : lors de la construction d'une solution, la fourmi ne connaît à chaque étape que les éléments qu'elle a déjà choisis et les valeurs de phéromone correspondant aux éléments qui pourront l'être.

Comme nous avons pu le voir, les fourmis peuvent résoudre collectivement des problèmes complexes. Un des exemples marquant est celui de la découverte du chemin le plus court dans l'expérience du choix entre les deux chemins. Chacune des fourmis, isolément, ne peut trouver la meilleure solution. C'est grâce au mécanisme d'auto- organisation qui émerge de la communication indirecte (stigmergie) que le plus court chemin peut être découvert. Le modèle de

la stigmergie peut être facilement étendu aux agents artificiels en associant aux éléments d'un problème des variables d'état spécifique, qui serviront de support à la communication indirecte entre fourmis.

Pour simuler ce mécanisme, il faut intégrer un processus de renforcement positif. Dans le cas des fourmis, plus le chemin est court, plus les fourmis le parcourront vite et plus la quantité de phéromone associée sera élevée. Afin de pouvoir comparer les solutions, il est nécessaire d'introduire une mesure qui donne l'adéquation de la solution au problème : c'est la fonction qualité (en anglais fitness). La valeur de cette qualité est utilisée dans le calcul de la mise à jour des valeurs associées aux éléments du problème lors de la phase de renforcement. Pour la recherche chemin le plus court, on peut prendre tout simplement la distance comme mesure de qualité : plus le chemin est court, plus il sera renforcé.

Une des propriétés de la phéromone est son caractère volatil. Dans le modèle virtuel, un mécanisme similaire sera utilisé afin d'éviter une convergence prématurée (stagnation) due à la découverte d'un optimum local.

Entre ces deux modèles, nous passons d'un univers continu à un univers discret. Ainsi, les fourmis virtuelles sautent d'un élément à un autre, tandis que les fourmis naturelles progressent de façon continue sur le chemin. Cette discrétisation impose que l'évaporation ou la modification des valeurs de phéromone ne puisse se faire en continu. Cet ajustement de valeurs n'est souvent réalisable qu'après la construction de la solution complète.

IV.4. Optimisation par colonies de fourmis.

IV.4.1 Problème du voyageur de commerce (Travelling Salesman Problem, TSP)

Le problème du voyageur de commerce (Travelling Salesman Problem, TSP) a fait l'objet de la première implémentation d'un algorithme de colonies de fourmis : le [Ant System (AS)] [34].

Le problème du voyageur de commerce consiste à trouver le trajet le plus court (désigne par «tournee» ou plus loin par «tour») reliant n villes données,

chaque ville ne devant être visitée qu'une seule fois. Le problème est plus généralement défini comme un graphe complètement connecté (N, A) , où les villes sont les noeuds N et les trajets entre ces villes, les arêtes A .

IV.4.1.1 Algorithme de base

Dans l'algorithme AS, à chaque itération $t(1 \leq t \leq t_{\max})$, chaque fourmi $K(K = 1, \dots, m)$ parcourt le graphe et construit un trajet complet de $n = |N|$ étapes (on note $|N|$ le cardinal de l'ensemble 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» par les auteurs) est la suivante :

$$P_{ij}^K(t) = \begin{cases} \frac{(\tau_{ij}(t))^\alpha \cdot (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{l \in J_i^K} (\tau_{il}(t))^\alpha \cdot (\eta_{il})^\beta} & \dots \dots \dots \text{si } \dots j \in J_i^K \\ \mathbf{0} & \dots \dots \dots \end{cases} \quad \text{IV-1)}$$

Où α et β sont deux paramètres contrôlant l'importance relative de l'intensité de la piste,

$\tau_{ij}(t)$, et de la visibilité η_{ij} . Avec $\alpha = \mathbf{0}$, seule la visibilité de la ville est prise en compte; la ville la plus proche est donc choisie à chaque pas. Au contraire, avec $\beta = \mathbf{0}$, 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 :

$$\Delta\tau_{ij}^K(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L^K(t)} & \dots si..(i, j) \in T^K(t) \\ \mathbf{0} & \dots si..(i, j) \notin T^K(t) \end{cases} \quad (\text{IV-2})$$

Où

$T^K(t)$: est le trajet effectué par la fourmi k à l'itération t

$L^K(t)$: la longueur de la tournée et Q un paramètre fixé.

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

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (\text{IV-3})$$

Ou $\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{K=1}^m \Delta\tau_{ij}^K(t)$ et m est le nombre de fourmis. La quantité initiale

de phéromone sur les arêtes est une distribution uniforme d'une petite quantité $\tau_0 \geq \mathbf{0}$.

La figure (4-3) présente un exemple simplifié de problème du voyageur de commerce.

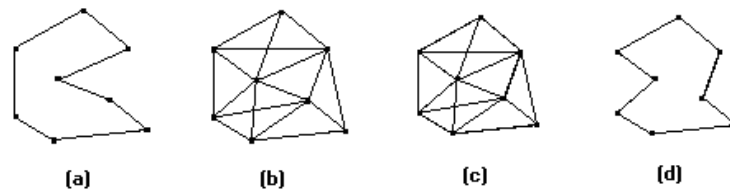


Fig. (4-3) : Le problème du voyageur du commerce, les points représente les villes et l'épaisseur des arêtes la quantité de phéromone déposée. (a) exemple de trajet construit par une fourmi. (b) au début du calcul, tous les chemins sont explorés. (c) le chemin le plus court est plus renforcé que les autres. (d) l'évaporation permet d'éliminer les moins bonne solutions.

IV.4.2. Variantes

IV.4.2.1 Ant System & elitisme

Une première variante du « Système de Fourmis » a été proposée : elle est caractérisée par l'introduction de fourmis « élitistes ». Dans cette version, la meilleure fourmi (celle qui a effectué le trajet le plus court) déposé une quantité de phéromone plus grande, dans l'optique d'accroître la probabilité des autres fourmis d'explorer la solution la plus prometteuse.

IV.4.2.2 Ant-Q

Dans cette variante de AS, la règle de mise à jour locale est inspirée du « Q learning ». Cependant, aucune amélioration par rapport a l'algorithme AS n'a pu être démontrée. Cet algorithme n'est d'ailleurs, de l'aveu même des auteurs, qu'un pré version du « Ant Colony System ».

IV.4.2.3 Ant Colony System

L'algorithme « Ant Colony System » (ACS) [47,48,49,50] a été introduit pour améliorer les performances du premier algorithme sur des problèmes de grandes tailles. ACS est fondé sur des modifications du AS :

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

$$j = \begin{cases} \arg \max_{u \in J_i^K} [(\tau_{iu}(t)) \cdot (\eta_{ij})^\beta] \dots \dots \dots si q \leq q_0 \\ J \dots \dots \dots si q > q_0 \end{cases} \quad (IV-4)$$

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

$$P_i^K J(t) = \frac{(\tau_{iJ}(t)) \cdot (\eta_{iJ})^\beta}{\sum_{l \in J_i^K} (\tau_{il}(t)) \cdot (\eta_{il})^\beta} \quad (IV-5)$$

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

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

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \rho \cdot \tau_0 \quad (IV-6)$$

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

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \rho \cdot \Delta\tau_{ij}(t) \quad (\text{IV-7})$$

Où les arêtes (i, j) appartiennent au meilleur tour T^+ de longueur L^+ et ou $\Delta\tau_{ij}(t) = \frac{1}{L^+}$. Ici, seule la meilleure piste est donc mise à jour, ce qui participe à une intensification par sélection de la meilleure solution.

Le système utilise une liste de candidats. Cette liste stocke pour chaque ville les v plus proches voisines, classées par distances croissantes. Une fourmi ne prendra en compte une arête vers une ville en dehors de la liste que si celle-ci a déjà été explorée. Concrètement, si toutes les arêtes ont déjà été visitées dans la liste de candidats, le choix se fera en fonction de la règle (IV-5) sinon c'est la plus proche des villes non visitées qui seront choisies.

IV.4.2.4 ACS & 3-opt

Cette variante est une hybridation entre le ACS et une recherche locale de type 3-opt [29]. Ici, la recherche locale est lancée pour améliorer les solutions trouvées par les fourmis et donc les ramener à l'optimum local le plus proche.

Le problème **Max-Min Ant System** noté par (**MMAS**) est fondé sur l'algorithme AS et présente quelques différences notables. Seule la meilleure fourmi met à jour une piste de phéromone ;

Les valeurs des pistes sont bornées par τ_{\min} et τ_{\max} ;

Les pistes sont initialisées à la valeur maximum τ_{\max} ;

La mise à jour des pistes se fait de façon proportionnelle, les pistes les plus fortes étant moins renforcées que les plus faibles ;

Une réinitialisation des pistes peut être effectuée.

Les meilleurs résultats sont obtenus en mettant à jour la meilleure solution avec une fréquence de plus en plus forte au cours de l'exécution de l'algorithme.

Choix des paramètres

Pour l'algorithme *AS*, les auteurs préconisent que, bien que la valeur de Q ait peu d'influence sur le résultat final, cette valeur soit du même ordre de grandeur qu'une estimation de la longueur du meilleur trajet trouvé. D'autre part, la ville de départ de chaque fourmi est typiquement choisie par un tirage aléatoire uniforme, aucune influence significative du placement de départ n'ayant pu être démontrée.

En ce qui concerne l'algorithme *ACS*, les auteurs conseillent d'utiliser $\tau_0 = (n \cdot L_{mn})^{-1}$, où n est le nombre de villes et L_{mn} la longueur d'un tour trouvé par la méthode du plus proche voisin.

Le nombre de fourmis m est un paramètre important ; les auteurs suggèrent d'utiliser autant de fourmis que de villes (i.e. $m = n$) pour de bonnes performances sur le problème du voyageur de commerce. Il est possible de n'utiliser qu'une seule fourmi, mais l'effet d'amplification des longueurs différentes est alors perdu, de même que le parallélisme naturel de l'algorithme, ce qui peut s'avérer néfaste pour certains problèmes. En règle générale, les algorithmes de colonies de fourmis semblent assez peu sensibles à un réglage fin du nombre de fourmis.

IV.5 Formalisation d'un algorithme de colonie de fourmis

IV.5.1 Représentation du problème

Le problème est représenté par un jeu de solutions, une fonction objective assignant une valeur à chaque solution et un jeu de contraintes. L'objectif est de trouver l'optimum global de la fonction objectif satisfaisant les contraintes. Les différents états du problème sont caractérisés comme une séquence de composants. On peut noter que, dans certains cas, un coût peut être associé à des états autres que des solutions[51,52,53].

Dans cette représentation, les fourmis construisent des solutions en se déplaçant sur un graphe $G = (C; L)$, où les noeuds sont les composants de C et où l'ensemble L connecte les composants de C . Les contraintes du problème sont implémentées directement dans les règles de déplacement des fourmis (soit en

empêchant les mouvements qui violent les contraintes, soit en pénalisant de telles solutions).

IV.5.2 Comportement des fourmis

Les fourmis artificielles peuvent être caractérisées comme une procédure de construction stochastique construisant des solutions sur le graphe $G = (C; L)$. En général, les fourmis tentent d'élaborer des solutions faisables mais, si nécessaire, elles peuvent produire des solutions infaisables. Les composants et les connexions peuvent être associés à des pistes de phéromone τ (mettant en place une mémoire adaptative décrivant l'état du système) et à une valeur heuristique η (représentant une information a priori sur le problème, ou venant d'une source autre que celle des fourmis ; c'est bien souvent le coût de l'état en cours). Les pistes de phéromone et la valeur de l'heuristique peuvent être associées soit aux composants, soit aux connexions figure (4-4)).

Chaque fourmi dispose d'une mémoire utilisée pour stocker le trajet effectué, d'un état initial et de conditions d'arrêt. Les fourmis se déplacent d'après une règle de décision probabiliste fonction des pistes de phéromone locales, de l'état de la fourmi et des contraintes du problème. Lors de l'ajout d'un composant à la solution en cours, les fourmis peuvent mettre à jour la piste associée au composant ou à la connexion correspondante. Une fois la solution construite, elles peuvent mettre à jour la piste de phéromone des composants ou des connexions utilisées. Enfin, une fourmi dispose au minimum de la capacité de construire une solution du problème.

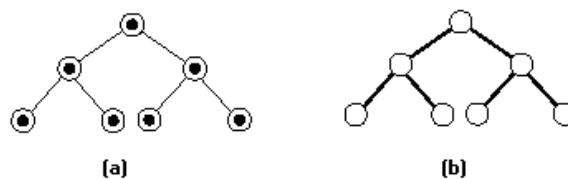


Fig. (4-4) : Dans un algorithme de colonie de fourmis, les piste de phéromone peuvent être associées aux composants (a) ou au connexions (b) du graphe représentant le problème à résoudre.

IV.5.3 Organisation de la méta- heuristique

En plus des règles régissant le comportement des fourmis, un autre processus majeur a cours : l'évaporation des pistes de phéromone. En effet, à chaque itération, la valeur des pistes de phéromone est diminuée. Le but de cette diminution est d'éviter une convergence trop rapide et le piégeage de l'algorithme dans des minimums locaux, par une forme d'oubli favorisant l'exploration de nouvelles régions.

Selon les auteurs du formalisme ACO, il est possible d'implémenter d'autres processus nécessitant un contrôle centralisé (et donc ne pouvant être directement pris en charge par des fourmis), sous la forme de processus annexes. Ce n'est, à notre sens, que peu souhaitable ; en effet, on perd alors la caractéristique décentralisée du système. De plus, l'implémentation de processus annexes est difficilement réalisable dans une formalisation rigoureuse.

Chapitre V

Algorithme de Colonie de Fourmis appliqué à l'OPF

Le problème OPF est représenté par un jeu de solutions, une fonction objectif assignant une valeur à chaque solution et un jeu de contraintes. L'objectif est de trouver l'optimum global satisfaisant les contraintes. Les différents états du problème sont caractérisés comme une séquence de composants. Dans cette représentation, les Fourmis construisent des solutions en se déplaçant sur un graphe $G = (C, L)$.

V-1 Formalisation d'un algorithme de colonie de fourmis appliqué à l'OPF

Une métaheuristique de colonie de fourmis est un processus stochastique construisant une solution, en ajoutant des composants aux solutions partielles. Ce processus prend en compte (i) une heuristique sur l'instance du problème (ii) des pistes de phéromone changeant dynamiquement pour refléter l'expérience acquise par les fourmis. La formalisation de l'ACO appliquée à l'OPF passe par la représentation du problème et le comportement de base des fourmis.

V-2 Représentation du problème d'OPF

Le problème OPF est représenté par un jeu de solutions, une fonction objective assignant une valeur à chaque solution et un jeu de contraintes. L'objectif est de trouver l'optimum global satisfaisant les contraintes. Les différents états du problème sont caractérisés comme une séquence de composants. Dans cette représentation, les fourmis construisent des solutions en se déplaçant sur un graphe $G = (C, L)$, où les noeuds sont les composants de C qui représentent les puissance générées par les centrales électriques interconnectées et où l'ensemble L connecte les composants de C qui représente le reste de la puissance demandée à réparties sur le reste des centrales. Les contraintes du problème sont implémentées directement dans les règles de déplacement des fourmis (soit en empêchant les mouvements qui violent les contraintes, soit en pénalisant de telles solutions).

V-3 Comportement des fourmis

Les fourmis peuvent être caractérisées comme une procédure de construction stochastique construisant des solutions sur le graphe $G = (C, L)$. En général, les fourmis tentent d'élaborer des solutions faisables, mais si nécessaire, elles peuvent produire des solutions infaisables. Les composants et les connexions peuvent être associés à des pistes de phéromone τ (mettant en place une mémoire adaptative décrivant l'état du système) et à la valeur de la visibilité η (représentant une information a priori sur le problème, ou venant d'une source autre que celle des fourmis; c'est bien souvent le coût de la puissance générée par chaque centrale de l'état en cours). D'après la figure (5.1), les pistes de

phéromone peuvent être associées soit aux composants, soit aux connexions du graphe représentant le problème à résoudre.



Figure 5.1 Pistes de phéromone peuvent associées
(a) aux composants (b) ou aux connexions.

Chaque fourmi dispose d'une mémoire utilisée pour stocker le trajet effectué, d'un état initial et de conditions d'arrêt. Les fourmis se déplacent d'après une règle de décision probabiliste fonction des pistes de phéromone locales, de l'état de la fourmi et des contraintes du problème. Lors de l'ajout d'un composant à la solution en cours, les fourmis peuvent mettre à jour la piste associée au composant ou à la connexion correspondante. Une fois la solution construite, elles peuvent mettre à jour la piste de phéromone des composants ou des connexions utilisées. Enfin, une fourmi dispose au minimum de la capacité de construire une solution au problème.

V-4 Organigramme de la technique ACO appliquée à l'OPF

Les étapes principales de calcul pour résoudre le problème d'OPF par ACO sont affichées dans la figure 3.5 et discutées au-dessous:

Étape 1: Initiation

La première étape consiste à coder les variables P_{gi} en utilisant les valeurs réels dans l'espace des valeurs permises. Chaque paramètre P_{gi} a une limite supérieure $P_{gi} \max$ et une limite inférieure $P_{gi} \min$.

Avant chaque tour, le point initial (nid) de la colonie est générée aléatoirement dans la région faisable.

Chaque fourmi est placée sur le point initial pendant que la valeur initiale du phéromone de τ_0 est aussi donnée à cette étape. La figure 5.4 montre un espace de recherche à plusieurs phases. En se basant sur le concept de ce processus à

plusieurs phases, l'espace de recherche de l'optimisation de l'écoulement de puissance peut être établi. Toutes les permutations possibles constituent cet espace de recherche. Chaque phase contient plusieurs points qui égalent à $2 \cdot N_g$ (N_g nombre de générateurs).

Etape 2 : évaluation de la fonction objectif

Dans cette étape, L'influence directe de la valeur de la fonction objective de l'OPF dépend du niveau de quantité du phéromone qui ajoute aux directions particulières que les fourmis ont sélectionné.

Etape 3: répartition des fourmis

Dans cette étape, les fourmis sont réparties en en basant sur le niveau d'intensité du phéromone et du visibilité. Selon l'équation suivante, chaque fourmi choisit le prochain point vers le quelle elle déplace en prendre en considération les valeurs de τ et η .

$$P_{ij}^K J(t) = \begin{cases} \frac{(\tau_{ij}(t)) \cdot (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{l \in J_i^K} (\tau_{il}(t)) \cdot (\eta_{il})^\beta} & \text{si } l \in J_i^K \\ 0 & \end{cases}$$

Maintenant, si m est le nombre de fourmis ($m > N$), alors pour chaque itération, ces m fourmis exécuteront m mouvements dans l'intervalle du temps $(t, t+1)$. En construisant une solution au problème, les phéromones des trajectoires visitées peuvent être ajustés dynamiquement par l'équation suivante pour élargir l'espace de recherche.

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

Ce processus est appelé "règle de la mise à jour locale du phéromone. Après n itérations, toutes les fourmis ont complété une visite. La meilleure piste trouvée par la fourmi est mise à jour par un processus appelé "règle de mise à jour globale" en utilisant l'équation suivante :

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

Où les arêtes (i,j) appartiennent au meilleur tour T^+ de longueur L^+ et où $\Delta\tau_{ij}(t) = \frac{1}{L^+}$.

ce qui participe à une intensification par sélection de la meilleure solution. Cette meilleure solution sera aussi enregistrée dans la table de tabou pour la comparaison plus tardive avec l'itération suivante.

Etape 4: Critère d'arrêt

Le processus du calcul continu jusqu'à que le nombre d'itérations atteint la valeur maximale prédéfini ou qu'une solution de fonction objectif acceptable est trouvée.

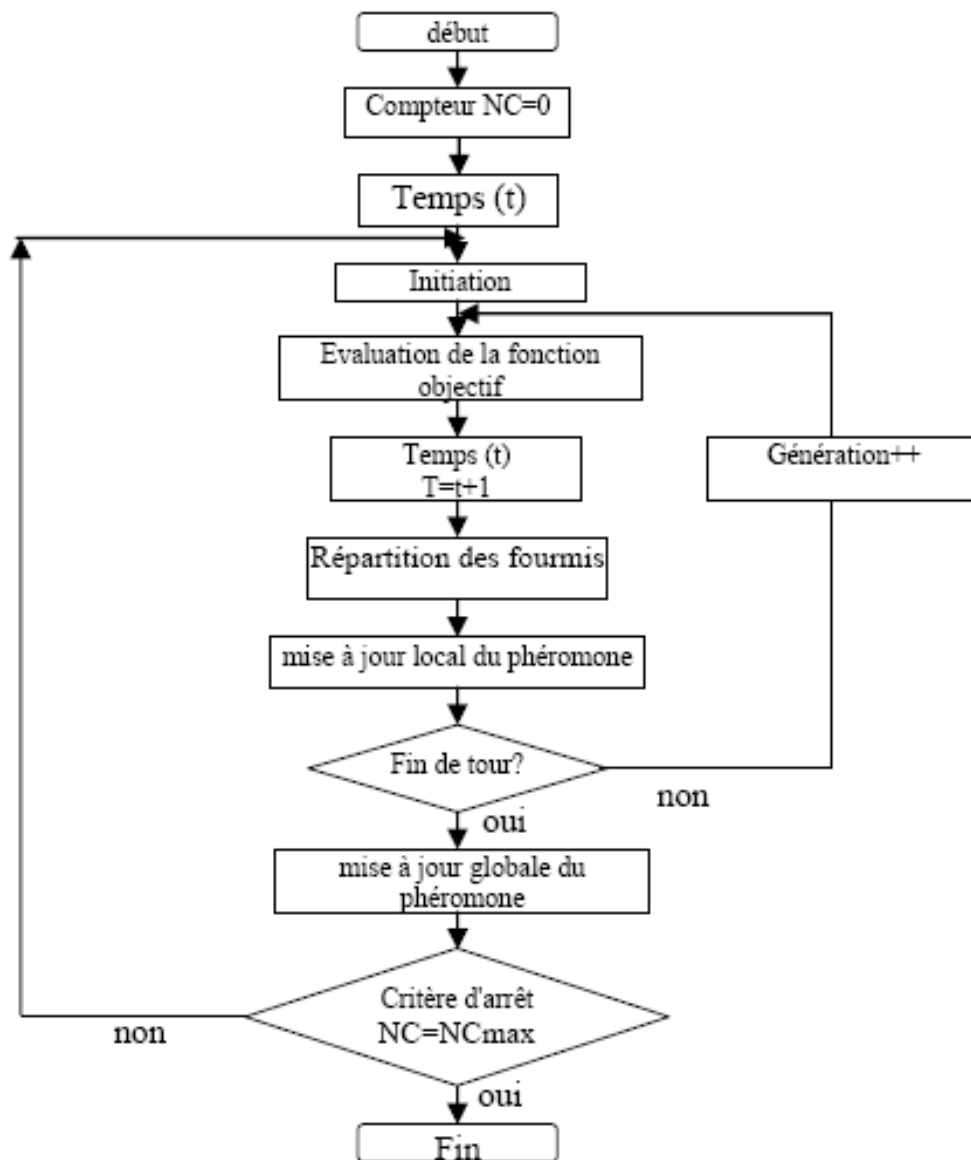


Figure 5.3 Organigramme de l'ACO-OPF

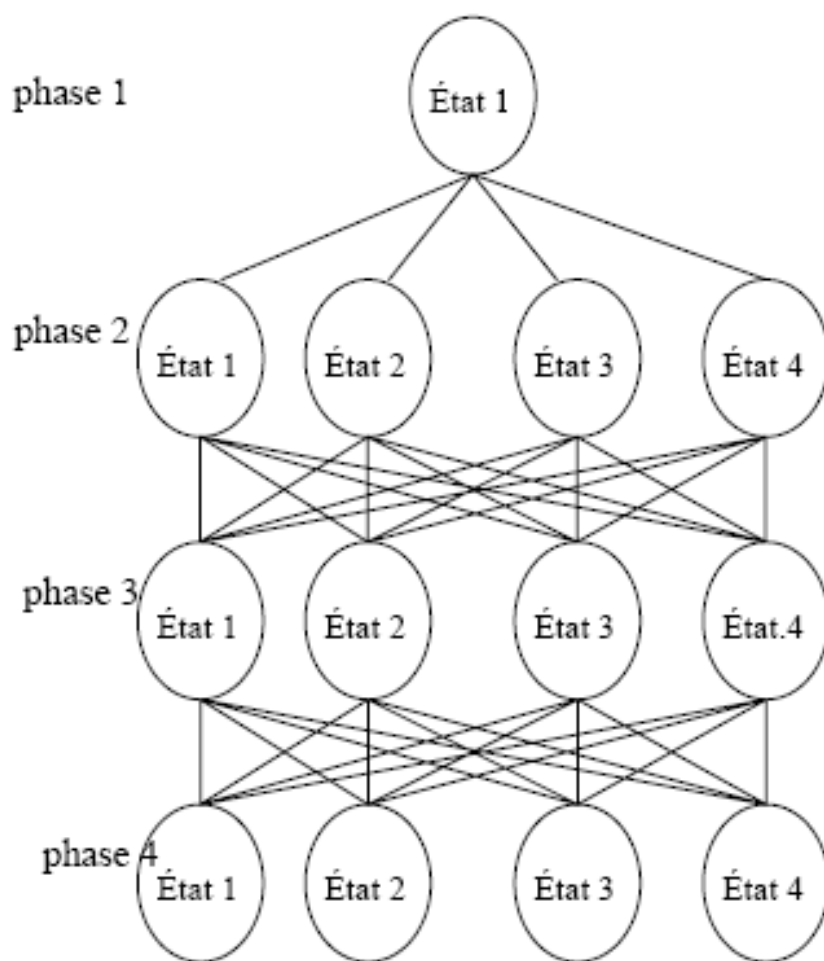


Figure 5.4 espace de recherche multi-phases

V.5 Conclusion

Devant le succès rencontré par les algorithmes de colonies de fourmis, de nombreuses pistes autres que le problème de voyageur (TSP) ont été envisagées, dans notre cas on l'a implémenté dans le calcul de l'optimisation de l'écoulement de puissance dont la fonction objective (multi-objectif) est vraiment non-linéaire et les contraintes d'égalités et d'inégalités sont non linéaires. Dans le chapitre qui suit on va mettre en oeuvre de manière pratique l'application de l'algorithme de colonie de fourmis à l'optimisation de l'écoulement de puissance par des tests sur des réseaux électriques et discuter les résultats obtenus.

CHAPITRE VI

TESTS ET APPLICATIONS DE L'ALGORITHME ACO AUX RESEAUX ELECTRIQUES

VI.1 Introduction

Dans ce chapitre, on va tester l'application de l'écoulement de puissance optimal (OPF) par la méthode de colonie de fourmis (ACO) sur des réseaux électriques de test de moyennes et grandes tailles. En outre, le test de l'ACO-OPF sera effectué sur le réseau électrique algérien daté de 1997. Les résultats obtenus vont être comparés avec ceux trouvés par une méthode d'optimisation classique qui tient compte de la nature quadratique de la fonction de coût qui est la méthode quasi-Newtonienne avec une formule de mise à jours de Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS). Les résultats obtenus par ACO-OPF vont être aussi comparés avec ceux obtenus par la méthode métaheuristique

« Algorithme génétique à codage réel ».

VI.2 ACO-OPF appliquée sur le réseau test de 25 jeux de barres

Le premier test est accompli sur un réseau électrique de moyenne taille, constitué de 25 jeux de barres, 5 générateurs, 24 charges et 35 lignes de transport (figure VI.1).

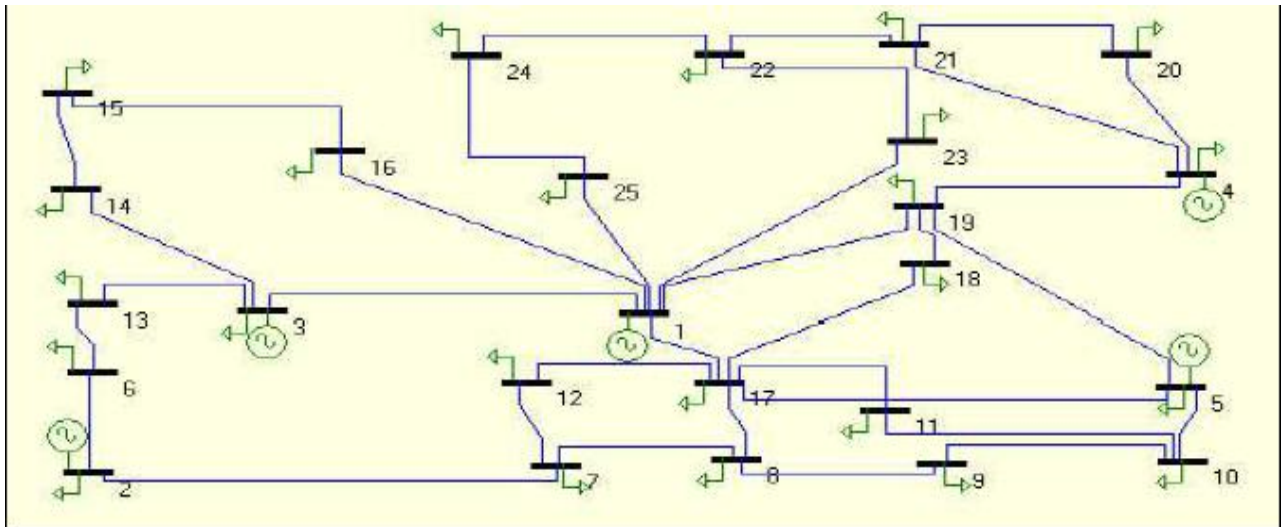


FIGURE VI.1 Schéma unifilaire du réseau électrique de test 25 jeux de barres

Les coefficients de la fonction quadratique de coût et les limites min et max des puissances actives et réactives des cinq générateurs sont donnés dans le tableau VI.1.

<i>J-b</i>	<i>P_{g_i}</i>		<i>Q_{g_i}</i>		<i>Coefficients de coût</i>		
	limite min. (MW)	limite max. (MW)	limite min. (Mvar)	limite max. (Mvar)	<i>c</i> .10 ⁻² (\$/MW ² hr)	<i>b</i> (\$/MWhr)	<i>a</i> (\$/hr)
1	100.0	300.0	-150.0	250.0	0.0015	1.8	40
2	80.0	150.0	-80.0	150.0	0.0030	1.7	60
3	80.0	200.0	-80.0	150.0	0.0012	2.1	100
4	20.0	100.0	-80.0	150.0	0.0080	2.0	25
5	100.0	300.0	-80.0	150.0	0.0010	1.9	120

Tableau VI.1 Les données des fonctions de coût des 5 générateurs du réseau 25 bus.

Les données de production et de consommation et les caractéristiques des lignes sont indiquées dans les tableaux VI.2 et VI.3. Concernant les limites admissibles minimales et maximales des niveaux de tension de tous les jeux de barres du réseau en unités relatives sont données par : $0.90 \leq U_i \leq 1.10$.

No	Code	Mag.	Degree	MW	Mvar	MW	Mvar	Qmin	Qmax
1	Ref	1.02	0.0	00	0	0	0	-150	250
2	PV	1.00	0.0	10	3	100	17	-80	150
3	PV	1.0	0.0	50	17	150	4	-80	150
4	PV	1.0	0.0	30	10	50	- 4	-80	150
5	PV	1.0	0.0	25	8	200	- 47	-80	150
6	PQ	1.00	0.0	15	5	0	0	0	0
7	PQ	1.00	0.0	15	5	0	0	0	0
8	PQ	1.00	0.0	25	0	0	0	0	0
9	PQ	1.00	0.0	15	5	0	0	0	0
10	PQ	1.00	0.0	15	5	0	0	0	0
11	PQ	1.00	0.0	5	00	0	0	0	0
12	PQ	1.00	0.0	10	00	0	0	0	0
13	PQ	1.00	0.0	25	08	0	0	0	0
14	PQ	1.00	0.0	20	07	0	0	0	0
15	PQ	1.00	0.0	30	10	0	0	0	0
16	PQ	1.00	0.0	30	10	0	0	0	0
17	PQ	1.00	0.0	60	20	0	0	0	0
18	PQ	1.00	0.0	15	5	0	0	0	0
19	PQ	1.00	0.0	15	5	0	0	0	0
20	PQ	1.00	0.0	25	8	0	0	0	0
21	PQ	1.00	0.0	20	7	0	0	0	0
22	PQ	1.00	0.0	20	7	0	0	0	0
23	PQ	1.00	0.0	15	7	0	0	0	0
24	PQ	1.00	0.0	15	5	0	0	0	0
25	PQ	1.00	0.0	25	8	0	0	0	0

Tableau VI.2 Données des jeux de barres du réseau 25 jeux de barres.

Bus	Bus	R	X	B/2	Bus	Bus	R	X	B/2
1	3	0.072	0.2876	0.0179	7	8	0.0529	0.1465	0.0078
1	16	0.029	0.1379	0.0337	7	12	0.0364	0.1736	0.011
1	17	0.1012	0.2799	0.0144	8	9	0.0387	0.1847	0.0118
1	19	0.1407	0.0097	0.0379	9	17	0.0407	0.2075	0.0118
1	23	0.1015	0.2245	0.0873	9	10	0.097	0.2091	0.09
1	25	0.0759	0.3593	0.0186	10	11	0.089	0.2859	0.0137
2	6	0.0617	0.2935	0.0155	11	17	0.1068	0.2807	0.0161
2	7	0.0511	0.2442	0.0175	12	17	0.046	0.2196	0.0139
3	8	0.0579	0.2763	0.0185	14	15	0.0281	0.0764	0.0044
3	13	0.0564	0.1478	0.0185	15	16	0.0256	0.0673	0.0148
3	14	0.1183	0.3573	0.0113	17	18	0.0806	0.2119	0.0122
4	19	0.0196	0.0514	0.022	18	19	0.0872	0.2294	0.0132
4	20	0.0382	0.1007	0.0558	20	21	0.0615	0.1613	0.0354
5	21	0.097	0.2547	0.00577	21	22	0.0414	0.1087	0.0238
5	10	0.0497	0.2372	0.1335	22	23	0.225	0.3559	0.0169
5	17	0.0144	0.1269	0.014	22	24	0.097	0.2595	0.0567
5	19	0.0929	0.2442	0.014	24	25	0.0472	0.1458	0.0317
6	13	0.0263	0.0691	0.004					

Tableau VI.3 Données des lignes de transport du réseau de 25 jeux de barres.

Le tableau VI.4 expose une comparaison entre les résultats trouvés par la méthode d'optimisation de colonie de fourmis et ceux trouvés par la méthode Quasi-Newton [40]. La puissance demandée pour ce réseau test vaut 530 MW. La valeur des pertes de puissances actives dans le réseau test trouvée par

ACO qui est de l'ordre de 11.60 MW comparée avec celle trouvée par QN qui vaut 15.52 MW est plus réduite avec un taux de 25%.

Le coût total de la puissance générée trouvé par ACO qui est de 1470.1 \$/h comparé avec celui trouvé par QN qui est de l'ordre de 1477.927 \$/h est lui aussi plus meilleur d'une valeur de 7.827\$/h. La réduction du coût calculée pour une année vaut un montant assez important de l'ordre de 68564.52 \$/an. On conclut pour ce premier réseau test que la méthode de colonie de fourmis a répartie les puissances demandées sur les générateurs interconnectés d'une façon techniquement et économiquement plus meilleures que la méthode d'optimisation classique QN.

	QN-OPF	ACO-OPF
P_{g1} (MW)	163	147.15
P_{g2} (MW)	82.01	82.79
P_{g3} (MW)	86.02	86.85
P_{g4} (MW)	20.02	28.48
P_{g5} (MW)	194.47	196.33
Pertes de puissances actives (MW)	15.52	11.60
Coût de Génération (\$/hr)	1477.927	1470.1

Tableau VI.4 Comparaison des résultats obtenus par ACO-OPF et QN-OPF sur le réseau 25 j-b.

VI.3 ACO-OPF appliquée le réseau test IEEE 30-bus.

La méthode ACO-OPF a été aussi appliquée sur le réseau test IEEE 30-bus qui représente une portion du système de puissance électrique américain (the Midwestern, USA) pour Décembre 1961. Ce réseau électrique est constitué de 30 jeux de barres et 6 générateurs (aux jeux de barres n=° 1, 2, 5, 8,11, et 13) injectant leurs puissances à un système alimentant 20 charges à travers 41 lignes de transport (figure 4.2). La tension de base pour chaque jeu de barres est de 135 kV.

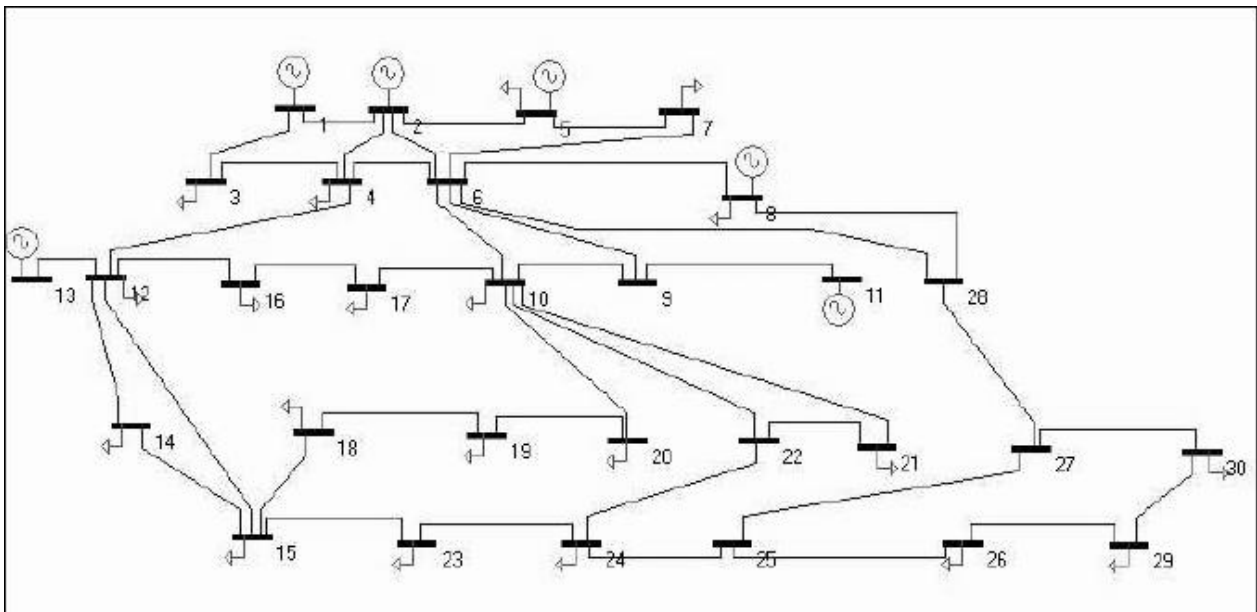


Figure VI.2 Schéma unifilaire du réseau électrique IEEE 30 bus.

Les limites min. et max. des puissances actives générées ainsi que la courbe du coût pour chaque générateur sont présentées dans la figure VI.3.

Les coefficients des fonctions quadratiques de coût et les limites min et max des puissances actives et réactives des cinq générateurs sont donnés dans le tableau 4.5.

<i>J-b</i>	<i>P_{gi}</i>		<i>Coefficients de coût</i>		
	Limite min. (MW)	Limite max. (MW)	<i>c</i> .10 ⁻⁴ (\$/MW ² hr)	<i>b</i> . 10 ⁻² (\$/MWhr)	<i>a</i> (\$/hr)
1	50	200	037.5	200	0
2	20	80	175.0	175	0
5	15	50	625.0	100	0
8	10	35	083.0	325	0
11	10	30	250.0	300	0
13	12	40	250.0	300	0

Tableau VI.5 Les données des fonctions de coût des 6 générateurs du réseau IEEE 30 bus.

A fin de prouver que l'ensemble des trois paramètres de la colonie de fourmis β , ρ et q_0 est largement indépendant du problème d'optimisation à résoudre, on va appliqués ACO-OPF sur le réseau test IEEE 30 bus en utilisant les 10 meilleurs combinaisons des trois paramètres β , ρ et q_0 et qui ont donné les meilleurs résultats pour le problème de voyageur de commerce pour le cas de 30 villes (OLIVER30) [38].

Le tableau VI.6 montre les valeurs de puissances actives, des pertes de puissances et du coût de combustible pour les 10 ensembles de paramètres.

On remarque que tous le résultats sont très proches de l'optimum. La valeur moyenne du coût pour les 10 cas est de l'ordre de 804.087 \$/h.

La valeur min du coût et de 803.123\$/h correspond à ($\beta = 12$, $\rho = 0.5$ et $q_0 = 0.3$) avec des pertes de puissances de 9.4616 MW, tandis que la mauvaise valeur est de 805.082 \$/h correspond à ($\beta = 10$, $\rho = 0.6$ et $q_0 = 0.3$) avec des pertes de puissances de 9.1472 MW. Donc en remarque que même la valeur de coût la plus éloignée est acceptable puisque elle est d'une part éloigné de la valeur min avec seulement 0,23% et d'autre

part la valeur des pertes correspond a cette valeur qui est de 9.1472 MW est meilleur que celle correspond à la valeur min. un avec un rapport de 3.44 %.

	$\beta = 10;$ $\rho = 0.6;$ $q_0 = 0.0$	$\beta = 11;$ $\rho = 0.5;$ $q_0 = 0.1$	$\beta = 9.5;$ $\rho = 0.8;$ $q_0 = 0.1$	$\beta = 10;$ $\rho = 0.6;$ $q_0 = 0.3$	$\beta = 12;$ $\rho = 0.5;$ $q_0 = 0.3$
P _{g1} (MW)	174,8039	180,7298	175,9048	166,9419	177,8635
P _{g2} (MW)	44,3193	49,9162	44,6092	55,4272	43,8366
P _{g5} (MW)	23,5156	16,4104	19,7007	20,4983	20,893
P _{g8} (MW)	23,6973	17,1032	21,1711	16,6558	23,1231
P _{g11} (MW)	13,7473	15,6703	15,7906	15,7597	14,0255
P _{g13} (MW)	12,5035	13,5907	15,6232	17,2643	13,1199
Pertes actives (MW)	9,1869	10,0206	9,3996	9,1472	9,4616
Coût de Génération (\$/hr)	803,266	804,698	803,796	805,082	803,123
	$\beta = 9;$ $\rho = 0.4;$ $Q_0 = 0.4$	$\beta = 11;$ $\rho = 0.8;$ $q_0 = 0.0$	$\beta = 10;$ $\rho = 0.8;$ $q_0 = 0.6$	$\beta = 6;$ $\rho = 0.3;$ $q_0 = 0.7$	$\beta = 11;$ $\rho = 0.4;$ $q_0 = 0.4$
P _{g1} (MW)	177,193	181,0254	178,0545	172,0554	180,7587
P _{g2} (MW)	45,1405	43,6051	42,1303	51,1093	48,0675
P _{g5} (MW)	24,9288	20,3537	19,0251	23,3981	19,6185
P _{g8} (MW)	17,3428	15,9832	21,9837	17,3355	14,5895
P _{g11} (MW)	11,0067	14,9995	17,8501	13,6159	17,9866
P _{g13} (MW)	17,2079	17,1816	13,8232	15,154	12,2401
Pertes actives (MW)	9,4197	9,7485	9,4669	9,2682	9,8609
Coût de Génération (\$/hr)	804,486	804,382	804,655	803,412	803,965

Tableau VI.6 Les résultats de l'ACO-OPF pour les 10 ensembles de paramètres β , ρ et q_0 pour le réseau IEEE 30 bus

Les résultats obtenus par ACO-OPF qui correspond à l'ensemble ($\beta = 12$, $\rho = 0.5$ et $q_0 = 0.3$) sont comparés avec ceux trouvés par la méthode QN utilisant la formule de mise à jour de BFGS et itérée avec l'écoulement de puissance de Newton Raphson (NR). La méthode QN utilise un vecteur de pénalité associé avec le vecteur de contrôle P_{gi}. Les valeurs des coefficients de pénalité sont basées sur la formule des pertes de coefficients B. L'utilisation des fonctions de pénalité qui servent à garder les puissances réactives de jeux de barres PV dans leurs limites admissibles peut produire des problèmes de convergence qui sont dus pratiquement à la distorsion de la surface de solution. Dans

l'ACO-OPF, on ne fera pas recours à des fonctions de pénalité étant donné que uniquement les puissances actives des générateurs sont utilisées dans la fonction sélective et les puissances réactives sont planifiées dans le processus de l'écoulement de puissance. L'essentiel de cette idée est que les contraintes sont partagées en deux types :

Les contraintes actives qui sont vérifiées par la procédure de l'ACO alors que les contraintes réactives sont mises à jour en utilisant une procédure efficace de l'écoulement de puissance par Newton-Raphson. Les résultats obtenus incluant le coût généré et les pertes de puissances sont comparés avec ceux acquis par la méthode classique QN et présentés sur le tableau VI.7.

Variable	limite min	limite max	N-R	QN-OPF	ACO-OPF
P ₁ (MW)	50	200	99.211	170.237	177.8635
P ₂ (MW)	20	80	80.00	44.947	43.8366
P ₅ (MW)	15	50	50.00	28.903	20.8930
P ₉ (MW)	10	35	20.00	17.474	23.1231
P ₁₁ (MW)	10	30	20.00	12.174	14.0255
P ₁₃ (MW)	12	40	20.00	18.468	13.1199
Pertes actives (MW)			5.812	8.805	9.4616
Coût de Génération (\$/hr)			901.918	807.782	803.123

Tableau VI7: Comparaison des résultats obtenus par ACO-OPF et QN-OPF sur le réseau IEEE 30 bus.

On remarque que le coût de production trouvé par ACO-OPF qui est égal 803.123 \$/h est plus réduit par rapport à celui de la méthode QN (807.782\$/h). Les puissances actives optimales sont dans leurs gammes permises et sont loin des limites min. et max. (tableau VI.7). Les contraintes de sécurité sont aussi vérifiées pour les angles et les amplitudes des tensions (figure VI.6).

Ces dernières sont dans leurs valeurs admissibles.

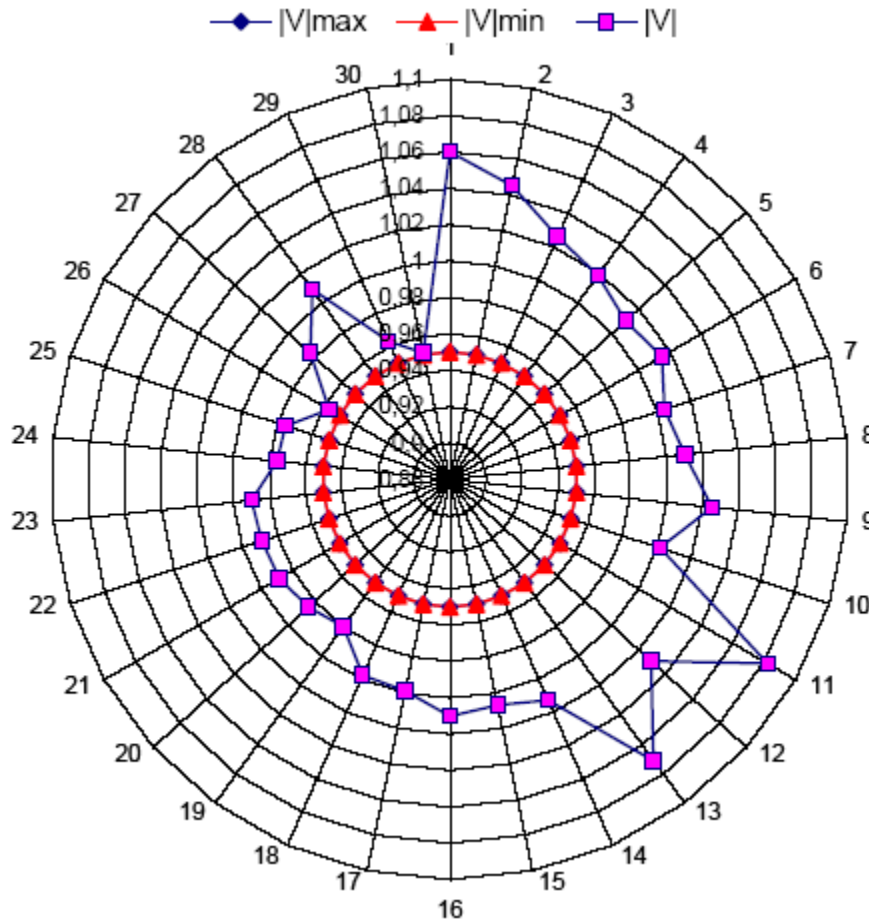


Figure 4.3 Niveaux de tensions du réseau IEEE 30 bus après convergence par ACO-OPF

La méthode ACO-OPF est aussi comparée avec les méthodes évolutionnaires des références [41, 42].

La première publication de Lai [41] est basée sur les AG combinés avec l'hierarchie dynamique du codage du système, et cela pour être capable de coder un nombre important de variables de contrôle et avec une longueur de caractère raisonnable. La deuxième publication de Janson Yuryevich et Kit PoWong [42] est une programmation évolutionnaire avec l'inclusion de l'information du gradient pour accélérer la recherche dans des espaces locaux et effectuer par conséquent la candidature des solutions. Une comparaison entre les puissances actives à générer calculées par l'ACO et les méthodes évolutionnaires ainsi que les coûts, les pertes de puissance active et le temps de

convergence a été illustrée dans le tableau VI.7. Il est important à noter que les résultats obtenus sont similaires à ceux donnés par la programmation évolutionnaire. Puisque la différence entre la valeur de coût résultant de l'ACO-OPF diffère seulement de celui de GA-OPF par un taux de 0.08% et de celle de l'EPOPF par un taux de 0.07%. La valeur des pertes trouvée par ACO-OPF qui est de 9.4616 MW est inférieure que celle trouvée par GA-OPF par un taux de 1.85 % et supérieure de celle de l'EPOPF par un taux de 0.98 %. ACO-OPF peut trouver de résultats plus meilleurs si elle optimise les tailles des batteries de condensateurs et les numéros de prises de charges de transformateurs implémentés dans le réseau IEEE 30 bus comme il a été fait dans les deux méthodes de références [41-42]. On ajoute qu'il est important à souligner que le temps de calcul pour notre méthode est plus meilleur que celui des deux autres méthodes évolutionnaires.

Variable	GAOPF [41]	EPOPF [42]	ACO-OPF
P ₁ (MW)	178.0872	173.8262	177.8635
P ₂ (MW)	48.722	49.998	43.8366
P ₅ (MW)	21.454	21.386	20.8930
P ₈ (MW)	20.954	22.63	23.1231
P ₁₁ (MW)	11.768	12.928	14.0255
P ₁₃ (MW)	12.052	12.00	13.1199
Coût de Génération (\$/hr)	802.4484	802.5557	803.123
Pertes actives (MW)	9.6372	9.3683	9.4616
Temps (sec.)	315	51.4	20

Tableau VI.8 Comparaison de l'ACO-OPF avec différentes méthodes évolutionnaires d'optimisation de point de vue coût, pertes et temps de convergence

CONCLUSION

Dans ce mémoire, nous avons exploré et testé l'application d'une méthode méta-heuristique qui est l'algorithme de colonie de fourmis sur l'optimisation de l'écoulement de puissance.

La complexité des problèmes liés aux réseaux électriques surtout depuis l'utilisation des FACTS fait en sorte qu'il est souvent difficile d'utiliser des méthodes exactes de solution compte tenu du manque de flexibilité des méthodes classiques pour intégrer diverses contraintes spécifiques. Les méta-heuristiques constituent alors une stratégie de résolution de plus en plus privilégiée.

Les méta-heuristiques sont souvent inspirées par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique (cas du recuit simulé), en biologie de l'évolution (cas des algorithmes génétiques) ou encore en éthologie (cas des algorithmes de colonies de fourmis).

Les éthologistes ont montré que les fourmis étaient capables de sélectionner le plus court chemin pour aller du nid à une source de nourriture grâce au dépôt et au suivi de pistes de phéromone. On s'est intéressée au développement d'une méthode basé sur l'algorithme de colonie de fourmis pour résoudre le problème de l'écoulement de puissance optimal dont la fonction objective et les contraintes sont non linéaires.

L'approche de l'algorithme est basée sur l'utilisation d'une population, qui exploite un mécanisme de 'feed-back'. La performance de cette méthode méta-heuristique a été testée sur des réseaux génériques ainsi que le réseau électrique Algérien daté de 1997. En comparant cette méthode avec des méthodes classiques et évolutionnaires nous avons constaté qu'elle converge à des résultats meilleurs que les méthodes classiques et comparables avec les méthodes évolutionnaires. On peut dire que l'optimisation de l'écoulement de puissance par la méthode de colonie de fourmis est une méthode globale puisqu'elle converge à la même solution approximativement de tout point de départ et donne un vecteur de contrôle

CONCLUSION

cohérent. Les résultats obtenus permettent d'espérer une application pratique de cette méthode pour le calcul de l'écoulement de puissance optimal dans un environnement dérégulé.

BIBLIOGRAPHIE

1	G. Habchi, «Conceptualisation et Modélisation pour les simulations de production», UNIVERSITE DE SAVOIE Document de Synthèse L.F. Escudero, An inexact algorithm for the sequential ordering problem. European Journal of Operational Research 37 (1988), 232–253 2001.
2	Réseau Electrique, Encyclopédie Encarta, 2006.
3	G.J. Anders, Probability concepts in electric power system, Wiley Publication, New York, 1996.
4	A. Yalaoui., Allocation de fiabilité et de redondance dans les systèmes parallèle- série et série- parallèle, thèse de doctorat, 2004.
5	Meziane. R, Optimisation de la structure d'un réseau de production d'énergie électrique et amélioration de sa performance, thèse de doctorat, USTO 2007.
6	K. Mendez, N. Skouni, Optimisation de la structure des réseaux de répartition en utilisant les algorithmes de fourmis, mémoire d'ingénieur, Sidi Bel abbés 2006.
7	Y. Massim, Availability and performance optimisation of series- parallel industrial process, thèse de doctorat, Sidi bel abbés 2005.
8	Reinschke., System of elements with many states. radio i svyaz, Moscow, 1985
9	El-Neweihi and Proschan. Degradable systems: A survey of multi-states system theory. Common. Statist. Theor. math., 13(4), 1984. C.R. REEVES (Ed.) Modern heuristic techniques for combinatorial problems, Blackwell Scientific Publications, Oxford, 1993.
10	R. Meziane, Y. Massim, A. Zeblah, and A. Ghoraf. Reliability Computation For Algerian Power Network Considering Mss, An International Journal Of Nonlinear Dynamics And Chaos In Engineering Systems, Kluwer Academic Publisher, Vol 40 number 4 june 2005 pp 309 321.
11	R Meziane, Y. Massim, A. Zeblah, A. Ghoraf and Mustapha Rahli. Reliability Optimization Using Ant Colony Under Cost and Performance Constraints, Power System Research Journal ESRJ, 2005, Elsevier Publisher, Vol N°76, pp-1-8, 2005.

12	A. Zebalah, A. Ghoraf, S. Hadjeri, H. Hamdaoui. Optimization for Series-Parallel Continuous Power Systems with Buffers Under Reliability Constraints Using Ant Colony Accepted paper in international Journal of Industrial and Management Optimization, Vol N°2, Number4, pp-467-479 (JIMO) 2006
13	Y Massim, A. Zebalah, R. Meziane and M. Rahli. Ant Colony Optimization For Multi-State Series-parallel System Expansion-Scheduling, Electrical Engineering Journal, Springer Verlags, under press, 2005.
14	Y. Massim, A. Zebalah, A. Ghoraf and R. Meziane. Reliability Evaluation Of Multi-State Series-Parallel Power System Under Multi-States Constraint, Electrical Engineering Journal, Springer Verlags, Vol N°87, pp-327-336, 2005.
15	E.H.L. AARTS, J.K. LENSTRA (Eds.), Local search in combinatorial optimization, John Wiley & Sons, 1997.
16	D. Corne, M. Dorigo and F. Glover, editors, New Ideas in Optimization, McGraw-Hill, 11-32.
17	O. Roux, La mémoire dans les algorithmes à colonie de fourmis : applications à l'optimisation et à la programmation automatique, thèse de doctorat de l'Université du Littoral Côte d'Opale, 2001.
18	Méta heuristique, Wikipédia encyclopédie, 20 décembre 2005
19	Holldobler and Wilson, Voyage chez les Fourmis. Seuil, 1996.
20	B. Bullnheimer, R.F. Hartl, and C. Strauss, A new rank-based version of the ant system: a computational study, Central European Journal of Operations Research 7 (1) (1999), 25–38.
21	D. Corne, M. Dorigo and F. Glover, editors, New Ideas in Optimization, McGraw-Hill, 11-32.
22	Jin-Kao Hao, Philippe Galinier, Michel Habib, Méta heuristiques pour l'optimisation combinatoire et l'affectation sous contraintes, Revue d'Intelligence Artificielle, Vol : No. 1999.

23	Méta heuristique, Wikipédia encyclopédie, 20 décembre 2005
24	J. Dreco, A. Petrowski, P. Siarry et E. Taillard, Métaheuristiques pour l'optimisation difficile, Eyrols, 2003.
25	S., Martello S., Osman I.H., Roucairol C. (eds.) Meta- Heuristics: Advances and Trends in Local Search Paradigms for Optimization, Kluwer, Boston, 1999.
26	Algorithmes génétiques, Wikipedia, encyclopédie, 20 décembre 2005.
27	J.H. HOLLAND, Adaptation in natural and artificial systems. The University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
28	M. Dorigo, Optimization, learning and natural algorithms, Ph.D. Thesis, Politecnico di Milano, Milano, 1992.
29	E. Bonabeau, M. Dorigo, G. Theraulaz, Nature, Volume 406, Number 6791, Pag. 39 -42 (2000)
30	S. Chen, S. Smith., Commonality and genetic algorithms. Technical Report CMU-RITR- 96-27, The Robotic Institute, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, USA, 1996.
31	C. N. Bendtsen, T. Krink, Phone routing using the dynamic memory model, in Proceedings of the 2002 congress on Evolutionary Computation, Honolulu, USA
32	V. Maniezzo, M. Dorigo and A. Coloni, The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B, 26(1):29–41, 1996.
33	L. Bianchi, L.M. Gambardella, M.Dorigo. An ant colony optimization approach to the probabilistic traveling salesman problem. In Proceedings of PPSN-VII, Seventh Inter17 national Conference on Parallel Problem Solving from Nature Science. Springer Verlag, Berlin, Germany, 2002
34	J.L. Bentley, Fast algorithms for geometric traveling salesman problem, ORSA Journal on Computing, vol. 4, pp. 387–411, 1992.
35	B. Bullnheimer, R.F. Hartl, and C. Strauss, Applying the ant system to the vehicle routing problem, In: Voss

36	C. Blum, M. Sampels, Ant colony optimization for FOP shop scheduling: a case study on different pheromone representations, in Proceedings of the 2002 congress on Evolutionary Computation, Honolulu, USA
37	M. den Besten, T. Stützle, M. Dorigo, Ant colony optimization for the total weighted tardiness problem, Parallel Problem Solving from Nature: 6th international conference, September 2000. Springer Verlag.
38	A. Colorni, M. Dorigo, and V. Maniezzo, Distributed optimization by ant colonies, Proceedings of ECAL'91, European Conference on Artificial Life, Elsevier Publishing, Amsterdam, 1991.
39	O. Cordon, I. Fernandez de Viana, F. Herrera, L. Moreno, A new ACO model integrating evolutionary computation concepts: the best-worst ant system, in Proceedings of ANTS2000 –from ant colonies to artificial ants, Université Libre de Bruxelles
40	D. Camara, A.A.F. Loureiro, A GPS/ant-like routing algorithm for ad hoc networks, in 2000 IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Chicago, USA.
41	N. Monmarché, Algorithmes de fourmis artificielles : applications à la classification et à l'optimisation, thèse de doctorat, l'Université de Tours, le 20 décembre 2000.
42	G. Di Caro and M. Dorigo, Antnet: distributed stigmergetic control for communications networks, Journal of Artificial Intelligence Research, 9 (1998), 317-365.
43	G. di Caro and M. Dorigo, Mobile agents for adaptive routing, Proceedings of HICSS-31, 1998.
44	R. Vander Meer, M. Breed, K.E., E., and M.L., W., editors (1998). <i>Pheromone Communication in Social Insects</i> . Westview Press.
45	Brossut, R. (1996). <i>Phéromones, la communication chimique chez les animaux</i> . CNRS éditions, Belin.
46	G. di Caro and M. Dorigo, AntNet: distributed stigmergetic control for communications network, Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR), Vol. 9, Pag. 317- 365, 1998.
47	M. Dorigo and G. Di Caro (1999). The Ant Colony Optimization Meta-Heuristic. In

48	M. Dorigo, G. Di Caro & L.M. Gambardella (1999). Ant Algorithms for Discrete Optimization. <i>Artificial Life</i> , 5(2):137-172.
49	M. Dorigo and L.M. Gambardella, Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem, <i>IEEE Transaction on Evolutionary Computation</i> 1(1997), 53--66.
50	M. Dorigo, V. Maniezzo, and A. Coloni, The ant system: optimization by a colony of cooperating agents, <i>IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B</i> 26(1) (1996), 29--41.
51	S.Bouri., A. Zeblah, A. Ghoraf, S. Hadjeri, H. Hamdaoui, Ant Colony Optimization to Shunt Capacitor Allocation in Radial Distribution Systems <i>Acta and Electronica et informatic journal Schekoslovakia</i> N°4,Vo5; 2005
52	R. Meziane, H. Hamdaoui, M. Rahli, and A. Zeblah Structure Optimization of Electrical Power Network Using Ant Colony Approach. <i>Facta Univ. Ser.: Elec. Energ.</i> , vol. 16, No. 2, August 2003, pp. 233-250.
53	R. Ouiddir, M. Rahli, R. Meziane and A. Zeblah. Ant colony Optimization For New Redesign Problem Of Multi-States Electrical Power Systems. <i>Journal Of Electrical Engineering</i> , Vol 55, N° 1-2, 2004, pp 1-7, ISSN 13-35-36-32 ©FEISTU
54	A. Zeblah, Réalisation D'un Logiciel Pour La Reconstruction D'un Réseau Fiable Et sa Reconfiguration Optimale, thèse de doctorat, USTO, 2002.