



**HAL**  
open science

## Equivalents dynamiques des réseaux de puissance : comparaison de méthodes évolutionnaires

Diana Craciun

► **To cite this version:**

Diana Craciun. Equivalents dynamiques des réseaux de puissance : comparaison de méthodes évolutionnaires. 8ème Conférence des Jeunes Chercheurs en Génie Electrique (JCGE 2008), Dec 2008, Lyon, France. pp 286-291. hal-00351458

**HAL Id: hal-00351458**

**<https://hal.science/hal-00351458>**

Submitted on 9 Jan 2009

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# Equivalents dynamiques des réseaux de puissance : comparaison de méthodes évolutionnaires

D. Craciun

G2ELab, ENSE3, Grenoble-INP, 961 Rue de la Houille Blanche, B.P.-46, 38402 Saint Martin d'Hères

**Résumé—Aujourd'hui, les réseaux électriques sont de plus en plus complexes, d'une part à cause de composants non linéaires (nouveaux types de sources, production décentralisée (PD) à taux de pénétration significatif, charges contrôlables, convertisseurs d'électronique de puissance) qui ont un comportement dynamique de plus en plus prépondérant, et d'autre part du fait de la forte interconnexion des réseaux, ce qui amène à de nouveaux besoins en terme de modélisation et de simulation. Pour diminuer la dimension du problème, l'article propose l'utilisation et la comparaison de méthodes heuristiques d'estimation de paramètres pour déterminer un modèle équivalent dynamique d'un réseau électrique externe.**

## I. INTRODUCTION

Malgré la mise en commun et donc la forte interdépendance entre les réseaux électriques, ils sont gérés par différents opérateurs - le Gestionnaire du Réseau de Transport d'Electricité en France (RTE), par exemple - qui, considérant la libéralisation des marchés de l'énergie électrique, peuvent être concurrents. Ces opérateurs sont responsables du bon fonctionnement de leur partie de réseau électrique et ont besoin d'effectuer des simulations régulièrement pour connaître avec précision l'état du réseau et pour pouvoir anticiper des situations dangereuses. Un opérateur n'a généralement une vue que de la partie qu'il exploite et il doit estimer le comportement des parties adjacentes (externes). Les verrous identifiés de cette problématique sont d'une part la dimension (problème de conditionnement de matrices comprenant plusieurs milliers de variables d'état) et d'autre part la méconnaissance des paramètres et de la topologie des réseaux adjacents.

Pour diminuer la dimension du problème, la réduction de systèmes électriques en utilisant des équivalents dynamiques est envisageable. Des techniques de réduction classiques existent [1], mais elles ont besoin de données détaillées des systèmes externes, qui sont difficiles à obtenir dans le contexte de la libération des marchés d'électricité. De plus, certaines techniques sont très limitées au niveau de leur application, notamment par l'impossibilité de représentation de systèmes d'électronique de puissance (interfaçage des générations dispersées, FACTS - Flexible Alternative Current Transmission System). Les équivalents dynamiques obtenus par l'estimation de paramètres ont certains avantages, car ils ne nécessitent pas d'avoir la connaissance précise de l'état du système extérieur. Dans ce contexte, nos premiers travaux sur la détermination d'équivalents dynamiques de réseaux

électriques sont présentés dans cet article, dont les démarches et les résultats sont décrits dans la suite.

La deuxième section de cet article offrira une vue d'ensemble des algorithmes évolutionnaires utilisés dans cette étude suivie par la présentation du cas d'étude. Des comparaisons de résultats seront présentées dans la quatrième section de cet article, suivies par les conclusions de cette étude.

## II. ASPECTS GENERAUX SUR LES ALGORITHMES EVOLUTIONNAIRES UTILISES

L'analyse dynamique de la sécurité du réseau est une étude de l'évolution temporelle des variables essentielles dans une courte période de temps comme les problèmes de stabilité transitoire, des oscillations non amorties ou de l'instabilité dynamique de tension [2], [3]. L'étude dynamique dans le système électrique est généralement liée au comportement en régime transitoire des moyens de production (machines tournantes, systèmes d'électronique de puissance), des systèmes d'automatisation et de réglage. Plusieurs méthodes de modélisation d'équivalents dynamiques ont été développées ces dernières années. On peut les diviser en deux grandes familles:

- méthode d'équivalent qui ne conserve pas la structure du réseau électrique;
- méthode d'équivalent qui conserve la structure du réseau électrique.

La première famille consiste en des analyses dans le domaine fréquentiel, qui visent à diminuer l'ordre de la fonction de transfert. C'est-à-dire qu'on produit des modèles d'ordre réduit dans lesquels l'ensemble des variables d'état du réseau réduit est plus simple et différent de celui du réseau original [4]. Par ailleurs, ces méthodes qui sont basées sur l'analyse modale du système linéaire, ne conservent généralement pas la structure du réseau original.

La deuxième famille a été souvent utilisée dans les grands réseaux de transport. Elle est basée sur le fait que certains composants actifs (surtout des générateurs synchrones) dans le réseau présentent des comportements presque identiques lorsqu'un défaut apparaît dans le réseau à étudier. Ces composants sont agrégés par un équivalent représentant la réponse de la partie du réseau qui doit être réduite. Les avantages de ces méthodes résident dans la conservation de la structure et des caractéristiques physiques du réseau et donc, le gestionnaire du réseau peut appliquer presque toutes les techniques de contrôle-commande pour le réseau réduit comme pour le réseau original. En prenant en compte ces

considérations, on a choisi d'utiliser dans cette étude la deuxième famille de méthodes de modélisation d'équivalents dynamiques en appliquant une méthode d'estimation de paramètres qui utilise deux algorithmes évolutionnaires, décrits par la suite.

*A. La PSO (l'optimisation par essaim particulaire)*

L'optimisation par essaim particulaire est une méthode née en 1995 aux Etats Unis sous le nom de Particle Swarm Optimization (PSO). Initialement, ses deux concepteurs, Russel Eberhart et James Kennedy [5], cherchaient à modéliser des interactions sociales entre des « agents » devant atteindre un objectif donné dans un espace de recherche commun, chaque agent ayant une certaine capacité de mémorisation et de traitement de l'information. La règle de base était qu'il ne devait y avoir aucun chef d'orchestre, ni même aucune connaissance par les agents de l'ensemble des informations, mais seulement des connaissances locales.

La métaphore la plus pertinente est probablement celle de l'essaim d'abeilles, particulièrement du fait qu'une abeille ayant trouvé un site prometteur sait en informer certaines de ses consœurs et que celles-ci vont tenir compte de cette information pour leur prochain déplacement. Finalement, le modèle s'est révélé être trop simple pour vraiment simuler un comportement social, mais par contre très efficace en tant qu'outil d'optimisation [6].

*A.1 Description informelle*

La PSO peut facilement être décrite en se plaçant du point de vue d'une particule. Au départ de l'algorithme, un essaim est réparti au hasard dans l'espace de recherche, chaque particule ayant également une vitesse aléatoire. Ensuite, à chaque pas de temps :

- chaque particule est capable d'évaluer la qualité de sa position et de garder en mémoire sa meilleure performance, c'est-à-dire la meilleure position qu'elle a atteinte jusqu'ici (qui peut en fait être parfois la position courante) et sa qualité (la valeur en cette position de la fonction à optimiser);
- chaque particule est capable d'interroger un certain nombre de ses congénères (ses informatrices, dont elle-même) et d'obtenir de chacune d'entre elles sa propre meilleure performance (et la qualité afférente);
- à chaque pas de temps, chaque particule choisit la meilleure des meilleures performances dont elle a connaissance, modifie sa vitesse en fonction de cette information et de ses propres données, et se déplace en conséquence.

Le premier point se comprend facilement, mais les deux autres nécessitent quelques précisions. Les informatrices sont définies une fois pour toutes de la manière suivante (Fig. 1):

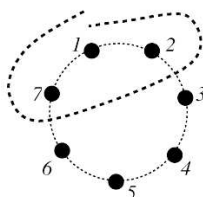


Fig. 1. Le cercle virtuel pour un essaim de sept particules.

On suppose toutes les particules disposées (symboliquement) en cercle et, pour la particule étudiée, on inclut progressivement dans ses informatrices, d'abord elle-même, puis les plus proches à sa droite et à sa gauche, de façon à atteindre le total requis. Il y a bien sûr de nombreuses variantes, y compris celle consistant à choisir les informatrices au hasard, mais celle que nous présentons est à la fois simple et efficace. Par exemple, le groupe d'information de taille trois de la particule 1 est composé des particules 1, 2 et 7 (cf. Fig. 1).

Une fois la meilleure informatrice détectée, la modification de la vitesse est une simple combinaison linéaire de trois tendances, à l'aide de coefficients de confiance :

- la tendance « aventureuse » consistant à continuer selon la vitesse actuelle;
- la tendance « conservatrice » ramenant plus ou moins vers la meilleure position déjà trouvée;
- en fin, la tendance « panurgienne » orientant approximativement vers la meilleure informatrice.

Les termes « plus ou moins » ou « approximativement » font référence au fait que le hasard joue un rôle, grâce à une modification aléatoire limitée des coefficients de confiance, ce qui favorise l'exploration de l'espace de recherche. La Fig. 2 présente un schéma de principe résumant les explications ci-dessus. Naturellement, pour pouvoir être programmé, tout ceci est formalisé dans des équations de mouvement. Un point intéressant est que, contrairement à bien d'autres heuristiques qui restent purement expérimentales, il existe une analyse mathématique précisant les conditions de convergence et le choix des paramètres [6].

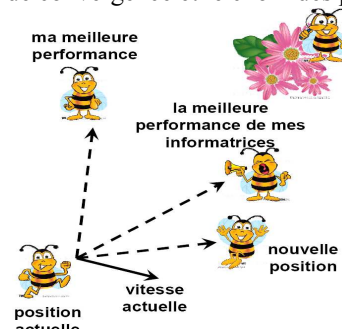


Fig. 2. Schéma de principe du comportement des particules d'un essaim.

*A.2. Formalisation et programmation*

La PSO peut facilement être formalisée et programmée. L'espace de recherche est de dimension  $D$ . La position courante d'une particule dans cet espace à l'instant  $t$  est donnée par un vecteur  $p_d(t)$ , à  $D$  composantes, donc. Sa vitesse courante est  $v_d(t)$ . La meilleure position trouvée jusqu'ici par cette particule est donnée par un vecteur  $p_{db}(t)$ . Enfin, la meilleure de celles trouvées par les informatrices de la particule est indiquée par un vecteur  $p_{dg}(t)$ . Avec ces notations, les équations de mouvement d'une particule sont, pour chaque dimension  $d$  [6] :

$$\begin{aligned}
 v_d(t) &= \omega(t-1) \cdot v_d(t-1) + c_1 r_1 (p_{db} - p_d(t-1)) + \\
 &\quad + c_2 r_2 (p_{dg} - p_d(t-1)) \\
 p_d(t) &= p_d(t-1) + v_d(t)
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

$r_1$  et  $r_2$  sont des nombres aléatoires compris dans l'intervalle  $[0,1]$ ,  $\omega$  est le facteur de pondération,  $c_1$  et  $c_2$  sont les facteurs d'apprentissage. L'intérêt de facteurs comme  $\omega$ ,  $c_1$ ,  $c_2$ , et la définition d'un  $v_{dmax}$ , ont été clarifié dans [7], [8]. Le schéma de principe de l'algorithme est donné par la Fig. 3.

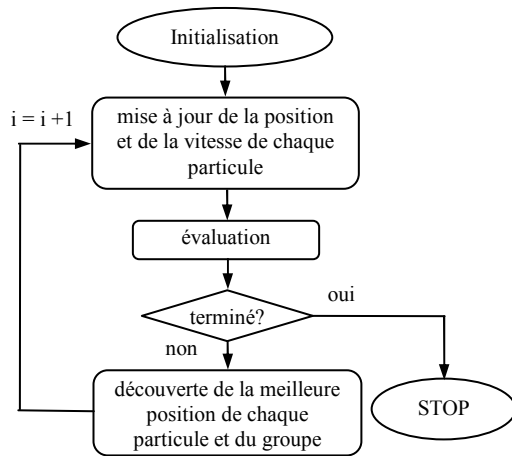


Fig. 3. Schéma de principe de la PSO.

### B. Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques jouent un rôle important comme technique de recherche dans des domaines complexes, comme l'intelligence artificielle, l'ingénierie, etc. Ils sont basés sur les processus génétiques des organismes biologiques et sur les principes d'évolution naturelle des populations. Les algorithmes génétiques traitent une population de chromosomes, qui représente l'espace de recherche de la solution, avec trois opérations: la sélection, le croisement et la mutation.

Dans la forme initiale, le domaine de solutions était codé en utilisant l'alphabet binaire. Néanmoins, ce sont d'autres types de codage, qui ont été utilisés par la suite, comme le codage réel (représentation avec de nombres réels), qui paraît très naturellement utilisé quand on s'attaque aux problèmes d'optimisation des paramètres avec des variables dans des domaines continus.

#### B.1. Description informelle

Les algorithmes génétiques sont initialisés avec une population aléatoire de chromosomes qui se transforme en de meilleurs chromosomes en appliquant les opérateurs génétiques (sélection, croisement, mutation). Pendant des simulations successives, appelées générations, les chromosomes sont évalués en fonction de leurs résultats comme solutions du problème, et sur la base de cette évaluation, une nouvelle population est formée en utilisant un mécanisme de sélection et des opérateurs génétiques comme la mutation, ou le croisement [9].

Une fonction d'évaluation,  $f$ , doit être choisie pour chaque problème posé et en fonction de celle-ci, l'évaluation de chaque population sera effectuée.

#### B.2. Les algorithmes génétiques codés en utilisant des nombres réels

La représentation des gènes par des nombres réels arrive naturellement dans le cas d'optimisation de paramètres avec des variables comprises dans des domaines continus. La taille

des chromosomes est la même que la taille du vecteur qui sera la solution du problème. Suite à cette approche, chaque gène représente une variable du problème.

L'utilisation de paramètres réels donne la possibilité d'utiliser des domaines étendus pour les variables, ce qui est difficile à atteindre si le codage binaire est utilisé. Dans le codage binaire, l'utilisation de domaines vastes amène à une perte de précision des solutions. Un autre avantage de l'utilisation des nombres réels est leur capacité à exploiter la gradualité (les changements survenus au niveau des variables impliquent des changements au niveau de la fonction) des fonctions qui ont des variables continues. Suite à cette idée, un avantage très important est la capacité de réglage local de solutions, qui se produit beaucoup plus rapidement que dans le cas du codage binaire des algorithmes génétiques.

#### B.2.1 Les opérateurs de croisement

Admettons que  $x_1$  et  $x_2$  soient deux parents qui ont été sélectionnés pour l'application d'opération de croisement. Il existe plusieurs méthodes différentes pour réaliser l'opération de croisement. La méthode utilisée dans cette étude est le croisement binaire simulé (SBX) [9].

Cette méthode fonctionne avec deux parents solutions, qui créeront deux progénitures. L'opérateur SBX simule le principe de fonctionnement d'un opérateur de croisement sur un seul point qui est appliqué dans les chaînes binaires. La procédure de calcul de progénitures  $x_i^{(1,t+1)}$  et  $x_i^{(2,t+1)}$  à partir de solutions parents  $x_i^{(1,t)}$  et  $x_i^{(2,t)}$ , est décrite ci-dessous.

Un facteur d'expansion  $\beta_i$  est défini comme ratio de la différence absolue de progénitures à celle de parents :

$$\beta_i = \left| \frac{x_i^{(2,t+1)} - x_i^{(1,t+1)}}{x_i^{(2,t)} - x_i^{(1,t)}} \right| \quad (2)$$

Au début, on crée un nombre aléatoire  $u_i$ , compris entre 0 et 1. Ensuite, on définit une fonction de probabilité de distribution :

$$P(\beta_i) = \begin{cases} 0.5(\eta_c + 1)\beta_i^{\eta_c}, & \beta_i \leq 1 \\ 0.5(\eta_c + 1)\frac{1}{\beta_i^{\eta_c+2}}, & \beta_i > 1 \end{cases} \quad (3)$$

$\eta_c$  est un nombre réel non négatif. Un grand  $\eta_c$  donne la possibilité d'apparition d'une solution proche de la solution parent, et un  $\eta_c$  petit, donne la possibilité de trouver une solution éloignée de la solution parent (Fig. 4).

Les solutions progénitures sont calculées comme suit:

$$\begin{aligned} x_i^{(1,t+1)} &= 0.5 \left[ (1 + \beta_{qi})x_i^{(1,t)} + (1 - \beta_{qi})x_i^{(2,t)} \right] \\ x_i^{(2,t+1)} &= 0.5 \left[ (1 - \beta_{qi})x_i^{(1,t)} + (1 + \beta_{qi})x_i^{(2,t)} \right] \end{aligned} \quad (4)$$

où :

$$\beta_{qi} = \begin{cases} (2u_i)^{\frac{1}{\eta_c+1}}, & u_i \leq 0.5 \\ \left( \frac{1}{2(1-u_i)} \right)^{\frac{1}{\eta_c+1}}, & u_i > 0.5 \end{cases} \quad (5)$$

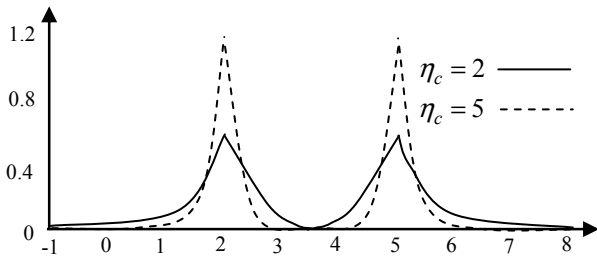


Fig. 4. La fonction de densité de probabilité pour la création d'une progéniture avec le SBX.

B.2.2. Les opérateurs de mutation aléatoire

Le schéma le plus simple pour réaliser une mutation est d'arriver à générer une solution aléatoire dans l'espace de recherche de solutions [9].

$$y_i^{1,t+1} = r_i(x_i^{(U)} - x_i^{(L)}) \tag{6}$$

Où  $r_i$  est un nombre aléatoire compris entre 0 et 1 et les indices  $U$  et  $L$  représentent les limites supérieure, respectivement inférieure de l'espace de recherche de la solution. La Fig. 5 montre la probabilité de distribution avec une ligne continue.

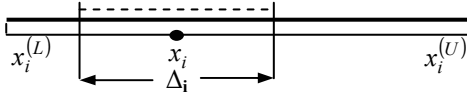


Fig. 5. L'opérateur de mutation aléatoire.

$\Delta_i$  est la perturbation maximale définie par l'utilisateur, autorisée pour la variable de décision de l'ordre  $i$ . Il faut faire attention au niveau de dépassement des limites imposées pour l'espace de recherche de solutions.

L'opérateur est indépendant de solutions parents et est équivalent à une initialisation aléatoire. Au lieu de trouver une solution à partir de tout l'espace de recherche de solutions, une solution dans le voisinage de la solution parent avec une probabilité uniforme de distribution peut être envisagée :

$$y_i^{1,t+1} = x_i^{(1,t)} + (r_i - 0.5)\Delta_i \tag{7}$$

L'inconvénient de l'AG réside dans le fait que ses performances sont influencées par le réglage de ses paramètres. Par exemple, la taille de la population possède une influence sur la convergence de l'algorithme [10].

Cependant, on constate que, pour le même nombre de générations, une augmentation du nombre d'individus dans la population induit généralement une convergence plus rapide de l'algorithme. Néanmoins, l'augmentation du nombre d'individus dans la population augmente également l'effort de calcul (plus d'individus à évaluer à chaque itération). De plus, un nombre élevé d'individus (et donc une convergence en un nombre plus réduit de générations) pourrait provoquer une convergence prématurée de l'algorithme vers une configuration sous optimale. Un compromis doit donc être fait entre le nombre d'individus qui forment une population et le nombre de générations, compte tenu de l'effort de calcul engendré par les différents choix.

Un autre paramètre qui joue un rôle très important dans la convergence d'un AG est le taux de croisement et de mutation. Pour les premières simulations, un taux de croisement de 50% a été utilisé. Un schéma de principe de l'AG est présenté dans la Fig. 6.

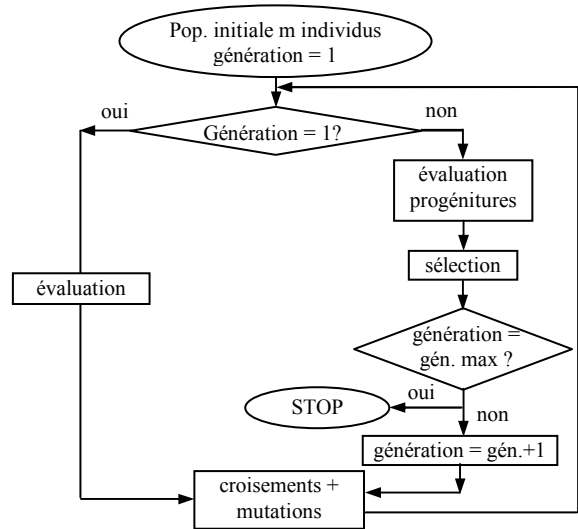


Fig. 6. Schéma de principe de l'AG.

III. CAS D'ETUDE

Pour la mise en œuvre des deux algorithmes, le réseau de transport IEEE New England 39 nœuds a été utilisé. Ce réseau représente une simplification du réseau de transport de la région Nouvelle Angleterre (nord-est des Etats-Unis). Il s'agit donc d'une partie d'un réseau réel américain. Ce réseau comporte 10 générateurs ( $P_{G\text{totale}} = 6.19$  GW,  $Q_{G\text{totale}} = 1.28$  GVar) et 39 nœuds dont 19 nœuds de charge. Un schéma complet de ce réseau est présenté dans la Fig. 7.

Toutes les données topologiques du réseau sont données dans [11]. On a choisi d'équivaloir une partie du réseau New England, qui contient 11 nœuds, dont 4 générateurs et 5 charges, par un générateur équivalent qui est un modèle simplifié de machine synchrone. Ce modèle est disponible dans la bibliothèque d'EUROSTAG, logiciel de simulation dynamique des réseaux que nous avons utilisé pour ces travaux.

Le générateur équivalent qui a été choisi a plusieurs paramètres qui doivent être estimés à l'aide des deux méthodes évolutionnaires qui ont été décrites précédemment. Les paramètres à estimer sont :  $X_d$  – la réactance directe,  $X_d'$  – la réactance directe transitoire,  $X_q$  – la réactance en quadrature,  $D$  – le coefficient d'amortissement mécanique,  $H$  – l'inertie,  $T_{dp0}$  – la constante de temps. Afin de valider les paramètres estimés avec les deux algorithmes, plusieurs scénarios ont été proposés. Chaque scénario proposé a une durée de 90 s. Un événement est produit chaque fois à la 2<sup>ème</sup> seconde de simulation. Les deux algorithmes vérifient par fenêtres de 10 s le comportement de l'équivalent, en comparant sa réponse, avec la réponse du réseau réel. Si la réponse de l'équivalent dépasse un certain seuil par rapport à la réponse du réseau réel, les paramètres du générateur équivalent sont recalculés et mis à jour. Le schéma de principe d'action des algorithmes évolutionnaires dans le réseau utilisé est présenté dans la Fig. 8. Où  $\varepsilon$  est l'erreur de mesure,  $\varepsilon_{\min}$  et  $\varepsilon_{\max}$  sont les limites minimale et maximale que l'erreur de mesure peut avoir et  $Y_{\text{mes}}$  et  $Y_{\text{modèle}}$  sont les mesures de tension du réseau réel, respectivement, du réseau avec l'équivalent, prises au niveau du nœud de frontière.

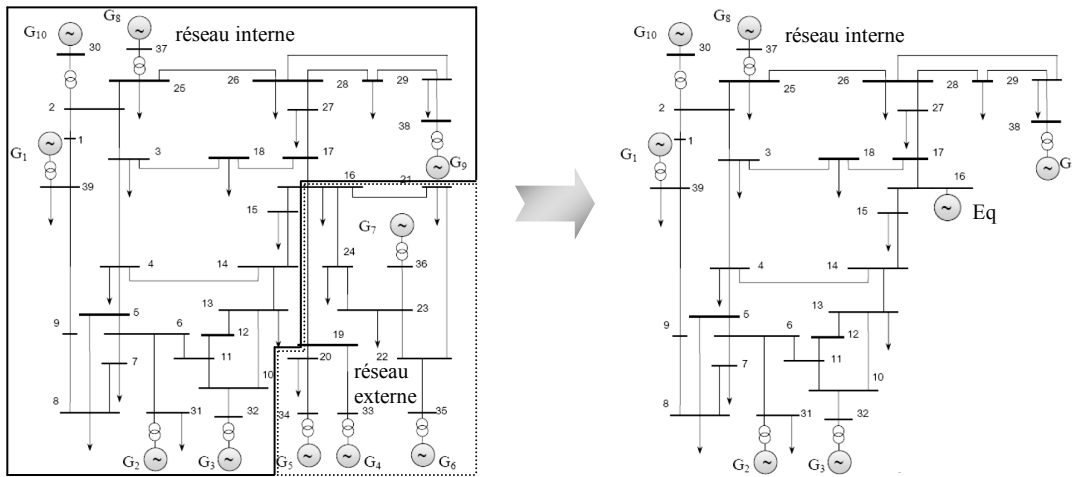


Fig. 7. Cas d'équivalence considéré.

L'objectif des deux algorithmes est de minimiser l'erreur d'estimation des paramètres par rapport aux mesures effectuées au niveau du nœud de frontière du réseau réel en utilisant la méthode des moindres carrés [12]:

$$\varepsilon = (Y_{mes} - Y_{modèle})^2 \tag{8}$$

$$\varepsilon^{min} \leq \varepsilon \leq \varepsilon^{max}$$

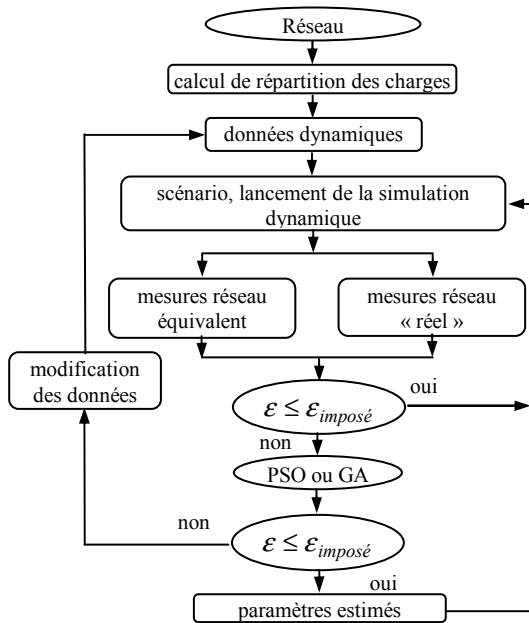


Fig. 8. Schéma de principe d'action des deux algorithmes évolutionnaires.

IV. COMPARAISON DES RESULTATS DES DEUX ALGORITHMES

Plusieurs scenarii ont été proposés afin de valider le bon fonctionnement et de réaliser la comparaison de résultats en terme de précision et de temps de calcul des deux algorithmes. Parmi eux, trois scénarii les plus représentatifs ont été retenus, leurs hypothèses et résultats sont présentés ci-dessous. Pour ces scenarii, la Fig.9 montre une comparaison entre les allures de la tension du nœud de frontière (nœud 16, voir Fig. 7) dans le cas du réseau réel et dans les cas d'utilisation d'un équivalent dynamique du réseau externe, dont les paramètres ont été estimés avec les deux algorithmes évolutionnaires proposés. De la même manière, la Fig. 10 montre une comparaison de l'évolution du courant sur la ligne 16-15 (voir Fig. 7.).

A. Variation brusque de la charge sur le réseau réel

Une variation brusque de charge de 10%, a été provoquée à t = 2s sur toute la zone interne (cf. Fig. 7), au cours d'une simulation dynamique du réseau. Les Fig. 9.a. et 10.a. montrent la comparaison entre les réponses du réseau réel et du réseau avec l'équivalent, en considérant l'utilisation des deux algorithmes dans l'estimation de paramètres du générateur équivalent. On observe que l'équivalent obtenu avec la PSO a un comportement qui est plus proche du comportement du réseau « réel » que celui obtenu avec l'AG. Une autre observation concerne le temps de calcul de chaque algorithme : l'AG a un temps de réponse de 100s, plus important que le temps de calcul de la PSO, qui est de 30s. Pour la PSO, un nombre de 10 individus et un maximum de 10 itérations ont été utilisés. Pour l'AG, ce sont 40 individus et 20 générations ont été utilisés. Le choix du nombre d'individus de chaque algorithme a été fait par une méthode de type « erreurs et essais » et en se basant sur la littérature.

B. Perte d'un générateur

Un autre scénario utilisé est la perte du générateur 3 (voir Fig. 7) à t = 2s. La réponse de chacun des algorithmes évolutionnaires est montrée dans les Fig. 9.b, et 10.b. Le temps de calcul de la PSO a été de 50 secondes et celui de l'AG a été de 200 secondes. Comme dans le scénario précédent, un nombre de 10 individus et un maximum de 10 itérations ont été utilisé pour la PSO et de 40 individus et 20 générations pour l'AG. Le Tableau 1 montre un exemple de paramètres estimés sur ce scénario avec les deux algorithmes.

	No.ind/ No. pop	Temps [s]	Xd [p.u.]	Xd' [p.u.]	Xq [p.u.]	D	H [MWs / MVA]	Tdp0 [s]
PSO	10	10	5	3.32	2.63	1.31	3.72	9999
	10	90	5	4.94	2.14	4.74	3.4	9999
AG	40	10	5	0.83	5	5	1	9999
	20	70 - 90	3.17	1.79	5	5	2.46	8689

TABEAU 1. LES VALEURS DES PARAMETRES DU GENERATEUR EQUIVALENT DANS LE CAS DE PERTE D'UN GENERATEUR.

C. Court-circuit dans un nœud du réseau

Un court-circuit a été provoqué au nœud 7 du réseau (voir Fig. 7) au cours de la simulation dynamique du réseau. Une

comparaison entre les résultats issus de la réponse des deux algorithmes est montrée dans les Fig. 9.c. et 10.c.

V. CONCLUSIONS

Cet article a proposé une comparaison entre deux méthodes d'estimation de paramètres basées sur des algorithmes évolutionnaires. Dans le but d'obtenir un équivalent dynamique de réseau externe, plusieurs scénarii de simulation dynamique ont été proposés afin de valider le bon fonctionnement des deux algorithmes, suivis par des conclusions au niveau de l'efficacité et de la performance de chacun de deux algorithmes, en termes de précision et de temps de calcul. La réalisation d'un équivalent dynamique par l'approche d'estimation de paramètres en utilisant des méthodes évolutionnaires ne nécessite pas de données concernant la zone externe du réseau. Cette approche n'a besoin que d'informations concernant la configuration, les paramètres et l'état de fonctionnement du réseau interne et n'utilise que des mesures au niveau du nœud de frontière afin d'estimer les paramètres de l'équivalent. L'approche d'estimation de paramètres en utilisant la PSO a été prouvée plus performante que celle utilisant l'AG, en terme de précision, mais aussi en terme de temps de calcul. Dans de futurs travaux, on envisage la réalisation d'équivalents dynamiques en utilisant les réseaux de neurones ou même une hybridation entre la PSO et les réseaux de neurones, sur des réseaux de distribution actifs, c'est-à-dire comprenant des productions décentralisées, charges contrôlables et convertisseurs d'électronique de puissance.

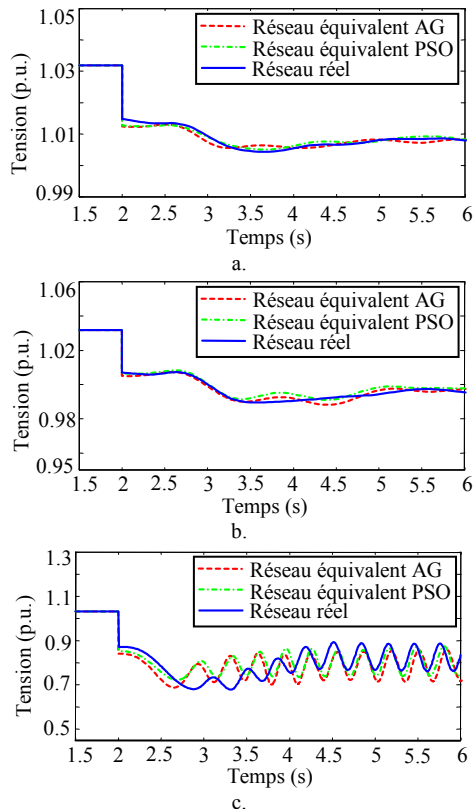


Fig. 9. Comparaison de l'évolution de la tension obtenue au nœud de frontière entre le réseau interne et le réseau externe dans le cas: a. variation de charge; b. perte d'un générateur; c. court-circuit.

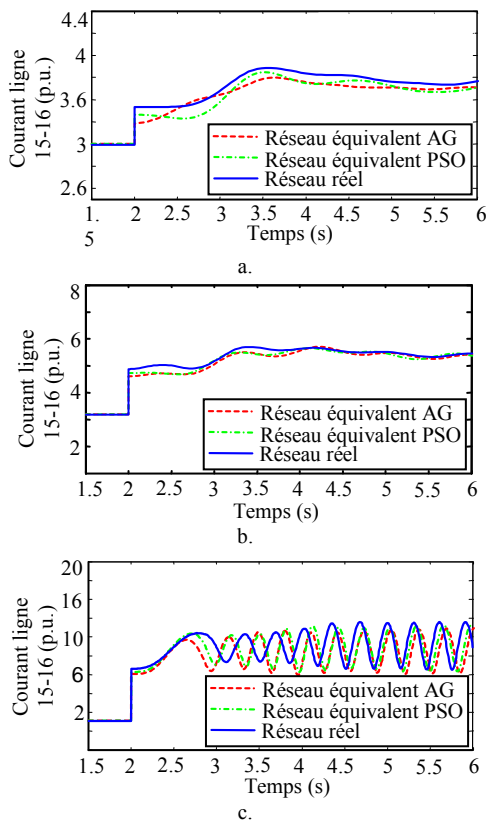


Fig. 10. Comparaison de l'évolution du courant obtenu sur la ligne 16-15 dans le cas: a. variation de charge; b. perte d'un générateur; c. court-circuit.

REFERENCES

- [1] L. Wang, M. Klein, S. Yrga, P. Kundur « Dynamic Reduction of Large Power Systems for Stability Studies », *IEEE Transactions on Power Systems*, Volume 12, Issue 2, May 1997 Page(s):889 - 895.
- [2] P.KUNDUR, *Power System Stability and Control*, Electric Power Recherche Institute (EPRI), McGraw-Hill, USA 1994.
- [3] M. EREMIA, Jacques TRECANT, et al., *RESEAU ELECTRIQUE - Aspects actuels*, Editura Tehnica, 2000.
- [4] D. Chaniotis, M.A. Pai. « Model Reduction in Power System Using Krylov Subspace Methods », *IEEE Trans on Power Systems*, Vol. 20, No. 2, 2005.
- [5] J. Kennedy, R. Eberhart, « Particle Swarm Optimisation », *Proceedings, IEEE International Conference on Neural Networks*, 27 Nov.-1 Dec. 1995 Page(s):1942 - 1948 vol.4.
- [6] M. Clerc, *L'optimisation par essaim particulaire*, Hermès - Lavoisier, février 2005.
- [7] Y. Shi, R. C. Eberhart, « A modified particle swarm optimizer », *Evolutionary Computation Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence*, 4-9 May 1998 Page(s):69 - 73.
- [8] S. Russell, C. Eberhart, « Parameter selection in particle swarm optimization », *Proceedings of the 7th International Conference on Evolutionary Programming VII, 1998*, pp.591-600, Lecture Notes In Computer Science; Vol. 1447.
- [9] K. Deb, *Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms*, John Wiley & Sons LTD, 2001, ISBN: 0-471-87339-X.
- [10] B. Enacheanu, B. Raison, R. Caire et al. « Radial network reconfiguration using genetic algorithm based on the matroid theory », *IEEE Power and Energy Society General Meeting - Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century 2008*, 20-24 July 2008 Page(s):1 - 1.
- [11] J.E. Fagan., « Synchronous Machine Modeling Mechanization and System Performance Study », *Thèse de doctorat*, The University of Texas at Arlington, mai 1977.
- [12] S. Sterpu, Y. Bésanger, N. Hadj-Said, "Ancillary Services Performance Control in Deregulated Power Systems", *IEEE Power Engineering Society General Meeting 2005*, 12-16 June 2005 Page(s):3048 - 3054 Vol. 3.