

Optimisation de modèles de propagation à partir des données de mesures radio de la ville de Yaoundé.

TONYE Emmanuel ¹ and DEUSSOM DJOMADJI Eric Michel ²

^{1&2}Département des génies électrique et des télécommunications ; Ecole Nationale Supérieure Polytechnique de Yaoundé ; Université de Yaoundé I, CAMEROUN

¹tonyee@hotmail.com Tel : +237 699944753 ; ²emdeuss@yahoo.fr, Tel : +237 242029002

Résumé

Les modèles de propagation sont des outils essentiels pour la planification et l'optimisation radio dans les réseaux mobiles. Le présent article présente une étude comparative de cinq méthodes d'optimisation de modèles de propagation à savoir : La régression linéaire, la méthode de Newton de second ordre, le recuit simulé, les algorithmes génétiques et l'essaim de particules. Il prend en compte le modèle standard K facteurs pour ensuite utiliser les algorithmes sus listés afin d'optimiser le modèle standard d'OKUMURA HATA pour l'adapter au milieu physique de la ville de Yaoundé. La collecte des données aux travers des mesures radio s'est faite dans la ville de Yaoundé sur le réseau CDMA2000 1X existant. L'évaluation de la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (REQM) entre les données de prédiction et celles mesurées permet de valider la précision de chacune des approches. Une étude comparative est faite afin de ressortir la précision, les similitudes et les différences entre différentes approches. Au travers de cet article, il est montré que la régression linéaire bien que la plus utilisée par les auteurs à travers le monde comme méthode d'optimisation radio de part le nombre de publications y relatifs ne permet que d'optimiser deux paramètres sur un ensemble de six paramètres (les quatre autres étant supposés constants), il en est de même pour la méthode Newton, cependant les trois autres approches présentées permettent au besoin d'optimiser jusqu'à six paramètres.

Mots-clés: Modèle de propagation, racine carrée de l'erreur quadratique moyenne, régression linéaire, algorithmes génétiques, optimisation par essaim de particules, recuit simulé, algorithme de Newton de second ordre.

Abstract

Propagation models are essential tools for planning and optimization in mobile radio networks. This paper presents a comparative study of five propagation model optimization methods namely: Linear regression, Newton second order algorithm, simulated annealing, genetic algorithms and particles swarm optimization. This paper takes into account the standard propagation model K factors and then uses the previous mentioned algorithms to optimize standard OKUMURA HATA model to the city of Yaoundé. The data were collected in Yaounde through drive test on the existing CDMA2000 1X network. The evaluation of the root mean squared error (RMSE) between the actual data and predicted one is used to validate the accuracy of each method. A comparative study was done in order to appreciate the accuracy, similarity and difference between the mentioned approaches. Herein, it is shown that linear regression notwithstanding the fact that it is commonly used by authors worldwide, can optimize only two parameters out of a set of six parameters, the remaining four are assumed constant. We have the same conclusion for Newton method, while the three others approaches could optimize up to six parameters.

Key words: Propagation model, Linear regression, Newton second order algorithm, simulated annealing, genetic algorithms and particles swarm optimization

Introduction

Un modèle de propagation adapté à un environnement donné est un élément essentiel pour la planification et l'optimisation d'un réseau mobile. Afin de permettre aux usagers d'accéder aux différents services mobiles, un accent particulier doit être mis sur le dimensionnement de la couverture radio. Les modèles de propagation sont largement utilisés à cet effet, en particulier pour la réalisation d'études de faisabilité et le déploiement initial du réseau, ou alors lors des extensions réseau notamment dans les nouvelles métropoles. Pour déterminer les caractéristiques du canal de propagation radio, les tests des modèles de propagation réels et la calibration des modèles existants sont nécessaires pour obtenir un modèle de propagation qui reflète exactement les caractéristiques de propagation radioélectrique dans un environnement donné. Plusieurs auteurs se sont intéressés à la calibration des modèles de propagation, nous avons par exemple : Chhaya Dalela, et al [1] qui ont travaillé sur « tuning of Cost231 Hata model for radio wave propagation prediction », Medeisis and Kajackas [2] ont présenté « the tuned Okumura Hata model in urban and rural zones at Lituania at 160, 450, 900 and 1800 MHz bands », certains auteurs se sont particulièrement intéressés à l'utilisation de la méthode des moindres carrés pour calibrer ou déterminer les modèles de propagation nous avons par exemple : Mingjing Yang et al [3] en Chine qui ont présenté « A Linear Least Square Method of Propagation Model Tuning for 3G Radio Network Planning », Simi I.S et al [4] en Serbie ont présenté « Minimax LS algorithm for automatic propagation model tuning », Allam Mousa et Al [5] en Palestine ont présenté « Optimizing Outdoor Propagation Model based on Measurements for Multiple RF Cell ». En outre DEUSSOM et TONYE [6] [7] [8] se sont penchés sur l'optimisation des modèles de propagation par des algorithmes avancés tels que le recuit simulé, les algorithmes génétiques et l'optimisation par essaim de particules. Dans

le présent travail, une étude comparative est faite sur cinq techniques d'optimisation de modèles de propagation à savoir : La régression linéaire, l'algorithme de Newton de second ordre, le recuit simulé, les algorithmes génétiques, l'essaim de particules en les appliquant à la détermination de modèles de propagation adaptés au milieu physique de la ville de Yaoundé. La présente étude permet d'évaluer la précision de chacune des approches, le nombre de variables pouvant être optimisées, les similitudes d'implémentation et enfin un commentaire sera donné sur le choix d'une méthode relativement aux autres.

Cet article sera articulé comme suit : Dans la section 1, les détails expérimentaux seront présentés, suivis par une description de la méthodologie adoptée à la section 2, les résultats sur l'implémentation des algorithmes, la validation des résultats seront fournis à la section 3 et enfin une conclusion sera présentée.

1. Détails expérimentaux.

1.1 Environnement de propagation.

La ville de Yaoundé est celle sur laquelle est basée la présente étude. Nous nous sommes appuyés sur le réseau CDMA 2000 1X_EVDO existant pour effectuer des mesures radio. Pour ce faire, 2 zones ont été choisies à savoir : Le centre ville de Yaoundé et le quartier Bastos-Jamot et environs. Le tableau ci-dessous présente les zones choisies avec les BTS concernées :

Tableau 1 : Types d'environnement

Catégories	A1	A2
Caractéristique urbaine	Urbain dense (centre ville)	Urbain dense (quartier des ambassades)
BTS concernées	Ministère PTT (A1)	Bastos (A2)

1.1 Description des équipements

1.1.1 Description simplifiée des BTS utilisées.

Les BTS (Base Transceiver Station) utilisées pour les mesures radio sont celles de l'opérateur de téléphonie CAMTEL fournies par l'équipementier HUAWEI Technologies, 2 types de BTS ont été

prises en compte à savoir les BTS3606 et DBS3900 toutes CDMA. Le tableau ci-dessous présente les spécifications techniques de ces BTS [9]:

Tableau 2 : Caractéristiques des BTS utilisées

	BTS3606	DBS3900
Type de BTS	Indoor compacte	Outdoor Distribuée
Nombre de sectorielles	3	3
Bande de fréquence	Band Class 0 (800 MHz)	Band Class 0 (800 MHz)
Fréquence descendante	869 MHz à 894 MHz	869 MHz à 894 MHz
Fréquence montante	824 MHz à 849 MHz	824 MHz à 849 MHz
Puissance max (mono porteuse)	20 W	20 W
Puissance total de la BTS (dBm)	43 dBm	43 dBm

Les paramètres radio des BTS utilisées sont présentés dans le tableau ci-dessous :

Tableau 3 : Paramètres radio des BTS utilisées

Informations sur la BTS								
Type de BTS	Nom et secteur BTS	Code PN	Latitude (degré)	Longitude (degré)	Hauteur effective de l'antenne	Gain (dBi)	7/8 Feeder Câble(m)	nombre de connecteurs
3606	MinistryPTT_800	28	3,86587	11,5125	47,18	15,5	45	2
3900	Camtel Bastos	100	3,89719	11,50854	43,14	17	0	0

1.1 Descriptions des autres équipements.

Afin d'effectuer les mesures radio, ont été utilisés un véhicule de marque Toyota Prado VX, un ordinateur portable de type ACER ASPIRE, un logiciel de mesure radio à savoir Pilot Pionner de Dingli communication V6.0, un terminal mobile

LG de type CDMA, un terminal GPS, un convertisseur DC/AC pour alimenter le PC durant la mesure.

La figure ci-dessous présente le kit de collecte de données installées sur véhicule.



Figure 1 : Kit de mesure et de collecte installé sur un véhicule.

1.4 Présentation des données issues des mesures radio.

Les mesures radio faites dans les zones A1 et A2 ont données les graphiques ci-dessous représentés respectivement pour chaque zone par les figures 2 et 3

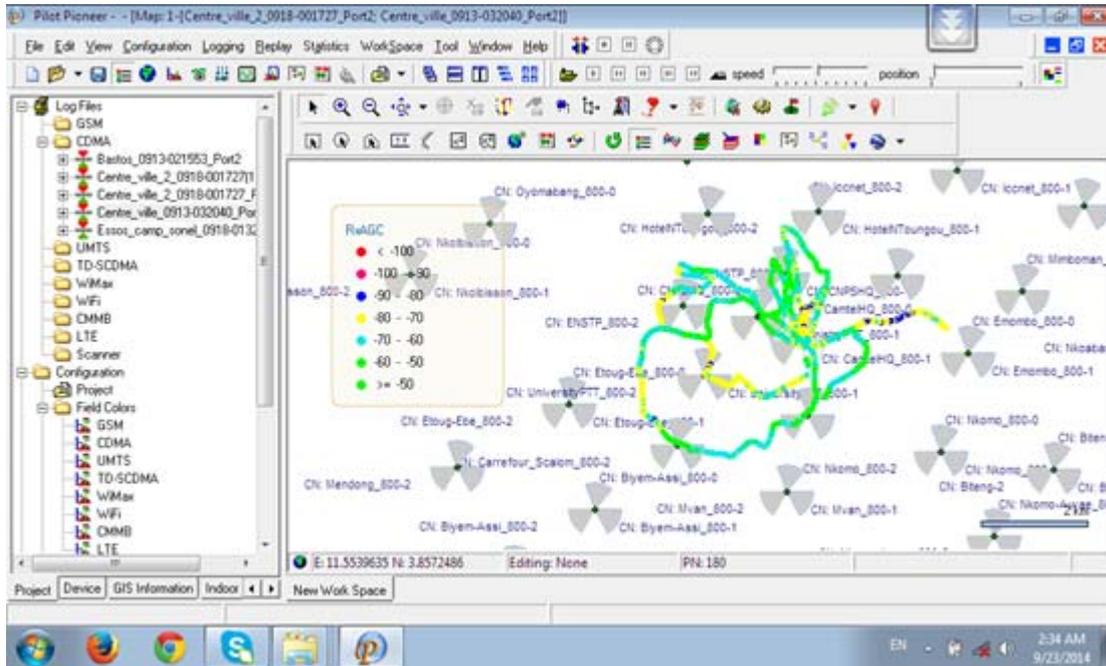


Figure 2 : Mesures radio dans le centre ville de Yaoundé (zone A1)

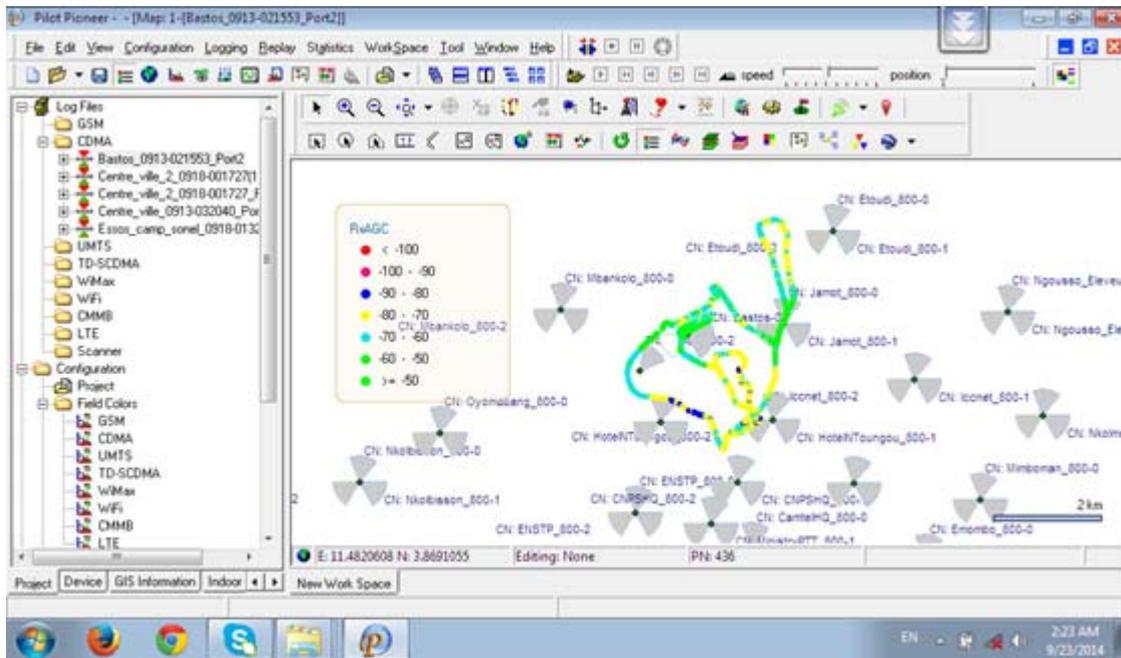


Figure 3 : Mesures radio dans le quartier Bastos (zone A2)

1. Méthodologie.

Plusieurs modèles de propagation existent dans la littérature scientifique sur la propagation, il sera présenté uniquement les modèles d'Okumura Hata, espace libre et K facteurs sur lesquels repose le présent travail. La distance d est exprimée en km et la fréquence f en MHz.

1.1 Modèles d'Okumura Hata et en espace libre [10].

Ce modèle a été mis sur pied grâce aux mesures faites dans la ville de Tokyo au Japon et standardisé pour une utilisation internationale dans la norme [ITU, 529] de l'UIT. Il est exprimé par la relation :

$$L = 69,55 + 26,16\log(f_c) - 13,82 \log(h_b) + (44,9 - 13,82 \log(h_b)) * \log(r) - E \quad (1)$$

Avec $E = 3,2(\log(11,75h_m))^2 - 4,97$, or pour $h_m=1,5m$, on trouve $E=-9,2*10^{-4}$ ce qui est négligeable. Donc par la suite on assimilera E à la valeur E=0.

Le modèle en espace libre quand à lui s'exprime par la relation :

$$L = 32,45 + 20\log(f_c) + 20\log(r) \quad (2)$$

1.2 Modèle de propagation K facteurs [11].

La forme générale du modèle K facteur est donnée par la relation ci-dessous :

$$L = K_1 + K_2 \log(d) + K_3 * h_m + K_4 * \log(h_m) + K_5 * \log(h_b) + K_6 * \log(h_b) \log(d) + K_{7diffn} + K_{clutter} \quad (3)$$

Les valeurs des paramètres K varient en fonction du type de terrain et des caractéristiques de l'environnement de propagation des villes, la table ci-dessous donne des valeurs de K et de celui du facteur d'atténuation du à l'encombrement pour une ville moyenne.

Tableau 4 : valeurs des K pour le modèle K facteurs

Nom du paramètre K	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	Kclutter
Valeur du paramètre	149	44,9	-2,49	0,00	-13,82	-6,55	-0,8	0

L'équation (2) ci-dessus peut être réécrite sous la forme ci-dessous :

$$L = (K_1 + K_{7diffn} + K_{clutter}) + K_2 \log(d) + K_3 * h_m + K_4 * \log(h_m) + K_5 * \log(h_b) + K_6 \log(h_b) \log(d)$$

En posant $K'_1 = (K_1 + K_{7diffn} + K_{clutter})$ l'équation (2) ci-dessus devient :

$$L = K_1 + K_2 \log(d) + K_3 * h_m + K_4 * \log(h_m) + K_5 * \log(h_b) + K_6 \log(h_b) \log(d) \quad (4)$$

L'équation (3) ci-dessus peut être mise sous 2 formes, une forme factorisée en fonction d'un vecteur colonne qui sera précisé dans les lignes suivantes ou sous la forme linéaire

$$L = A + B \log(d).$$

1.1.1 Forme factorisée

Sous cette forme, il conviendra d'écrire l'équation (3) comme ci-dessous :

$$L = [K_1 \ K_2 \ K_3 \ K_4 \ K_5 \ K_6] * \begin{bmatrix} 1 \\ \log(d) \\ h_m \\ \log(h_m) \\ \log(h_b) \\ \log(h_b) * \log(d) \end{bmatrix} \quad (5)$$

Dans l'équation (4) posons $K = [K_1 \ K_2 \ K_3 \ K_4 \ K_5 \ K_6]$ (6)

et

$$M = \begin{bmatrix} 1 \\ \log(d) \\ h_m \\ \log(h_m) \\ \log(h_b) \\ \log(h_b) * \log(d) \end{bmatrix} \quad (6)$$

Il en découle que le modèle de propagation K facteurs peut s'écrire $L = K * M$ (8)

C'est l'équation (8) qui sera considérée comme forme factorisée du modèle de propagation.

2.2.2 Forme linéaire

Ici, le modèle de propagation est mis sous la forme linéaire $L = A + B \log(d)$. En effet, partant de l'équation (4), on peut avoir l'écriture suivante :

$$L = [K_1 + K_3 * h_m + K_4 * \log(h_m) + K_5 * \log(h_b)] + [\log(h_b) + K_2] \log(d) \text{ et en posant } A = K_1 + K_3 * h_m + K_4 * \log(h_m) + K_5 * \log(h_b) \text{ et } B = K_6 \log(h_b) + K_2 \quad (9)$$

On en déduit l'expression : $L = A + B \log(d)$, ce qui peut encore s'écrire :

$$L = [1 \quad \log(d)] * \begin{bmatrix} A \\ B \end{bmatrix}. \quad (10)$$

Pour N points et pour différentes distances d_i nous aurons les valeurs de prédiction L_i , sous cette forme. L sera non plus un scalaire mais un vecteur contenant les valeurs de la perte de propagation à chacune des distances considérées. Ceci permet d'écrire :

$$\begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \\ \vdots \\ L_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \log(d_1) \\ 1 & \log(d_2) \\ & \vdots \\ 1 & \log(d_N) \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} A \\ B \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\text{L'équation (10) peut être écrite sous une forme compacte } L = M_0 * T \quad (12)$$

$$\text{Avec } M_0 = \begin{bmatrix} 1 & \log(d_1) \\ 1 & \log(d_i) \\ & \vdots \\ 1 & \log(d_N) \end{bmatrix} \text{ et } T = \begin{bmatrix} A \\ B \end{bmatrix}$$

2.3 Optimisation par la régression linéaire

Le processus d'optimisation consiste à minimiser la distance euclidienne entre les valeurs issues du modèle de prédiction et celles mesurées sur le terrain lors de la campagne de mesure radio. Posons

$E = \frac{1}{N} \|L_M - L\|^2$, ou L_M est le vecteur contenant les valeurs mesurées des pertes de propagation au travers des mesures radio et L celles prédites. Il est question de minimiser E. E peut encore s'écrire : $E = \frac{1}{N} \|L_M - M_0 * T\|^2$. Or E est minimal relativement au vecteur T si sa dérivée

vectorielle par rapport à T est nulle soit $\frac{\partial E}{\partial T} = 0$.

$$\text{Or } \frac{\partial E}{\partial T} = 0 \Rightarrow \Delta E = \frac{1}{N} (2M_0^T M_0 T - 2M_0^T L_M) = 0$$

$$\Rightarrow \frac{1}{N} (2M_0^T M_0 T - 2M_0^T L_M) = 0.$$

D'où l'on tire la solution

$$T^* = (M_0^T M_0)^{-1} M_0^T L_M = \begin{bmatrix} A^* \\ B^* \end{bmatrix} \quad (13)$$

La solution T^* ci-dessus est celle qui minimise la distance euclidienne définie plus haut. Achever l'optimisation consistera ici à considérer les paramètres K_3, K_4, K_5 et K_6 constants, et de déduire K_1 et K_2 :

$$K_1 = A^* - (K_3 * h_m + K_4 * \log(h_m) + K_5 * \log(h_b)) \quad (14)$$

$$K_2 = B^* - K_6 * \log(h_b)$$

En procédant ainsi, on a un modèle de propagation déduit d'un modèle standard et qui se rapproche au mieux des mesures collectées dans un environnement donné et de ce fait reflète effectivement l'environnement de propagation considéré.

2.4 Optimisation par la méthode Newton de second ordre. [6]

L'optimisation par la méthode Newton de second ordre s'appuie sur l'itération de Newton de second ordre donnée par la relation : $K_n = K_{n-1} - [H(f)^{-1}] * \Delta(f)$ (15)

Ou $H(f)$ et $\Delta(f)$ représentent respectivement la matrice Hessienne et le gradient de la fonction f à optimiser. Notons qu'ici la fonction à optimiser est la même que celle de la regression linéaire. Il convient donc de calculer le gradient et la matrice Hessienne de E qui est comme si dessus notre fonction objectif. Nous aurons :

$$\Delta E = \frac{1}{N} (2M_0^T M_0 T - 2M_0^T L_M) \text{ et } H(E) = \frac{\partial^2(E)}{\partial T^2} \text{ soit : } H(E) = \frac{2}{N} M^T M.$$

Nous pouvons donc récrire l'itération ci-dessus par :

$K_n = K_{n-1} - [H(E)^{-1}] * \Delta(E)$, Or le plus souvent l'itération de Newton est modifiée en introduisant un pas d'itération noté γ avec $0 \leq \gamma \leq 1$ et tel que :

$K_n = K_{n-1} - \gamma * [H(E)^{-1}] * \Delta(E)$ Lorsque $\gamma=1$, l'algorithme de Newton converge trop rapidement surtout si la fonction E est une fonction quadratique. Nous obtiendrons donc en remplaçant $\Delta(E)$ et $H(E)$ par leur valeur :

$$\begin{aligned} K_n &= K_{n-1} - \gamma * \frac{N}{2} (M^T M)^{-1} * \frac{1}{N} (2M^T M * K_{n-1} - 2M^T L_M) \\ &= K_{n-1} - \gamma * (M^T M)^{-1} * (M^T M * K_{n-1} - M^T L_M) \\ &= (1 - \gamma) * K_{n-1} + \gamma * (M^T M)^{-1} * (M^T L_M) \end{aligned}$$

Nous pouvons donc en déduire l'itération finale de Newton adapté à notre problème par :

$$K_n = (1 - \gamma) * K_{n-1} + \gamma * (M^T M)^{-1} * (M^T L_M) \tag{16}$$

Les critères d'arrêt de l'itération ci-dessus peuvent être : Le nombre d'itérations maximal fixé (Nit) ou alors un seuil sur la fonction E .

A l'issu de l'implémentation de cet algorithme, on obtient une solution unique $K^* = \begin{bmatrix} A \\ B \end{bmatrix}$ comme celle qu'on obtiendrait avec la régression linéaire, il en découle que les paramètres du modèle optimisée pour K_3, K_4, K_5 et K_6 constants seront :

$$K_1 = A - (K_3 * h_m + K_4 * \log(h_m) + K_5 * \log(h_b)) \tag{17}$$

$$K_2 = B - K_6 * \log(h_b) \tag{18}$$

2.5 Optimisation par les algorithmes génétiques. [7]

Les algorithmes génétiques (AG) permettent de rechercher une solution (maximum ou minimum) dans un ensemble de solutions possibles appelé espace de recherche. Ils sont construits en s'appuyant sur les points suivants : Le codage des éléments de la population (chromosomes), la génération de la population initiale, l'évaluation de chaque chromosome de la population, le mécanisme de sélection, croisement et mutation des chromosomes et enfin le critère d'arrêt.

2.5.1 Codage des individus

Nous allons nous appuyer sur l'équation (8) présentée plus haut. La connaissance du vecteur K entraîne celle du modèle de propagation. Les chromosomes seront donc les vecteurs K tels que décrit par l'équation (8). Il en découle que le codage le mieux adapté pour une telle représentation est le codage réel.

2.5.2 Fonction d'évaluation

Comme ci-dessus, l'objectif est de minimiser la distance euclidienne entre les mesures du terrain (mesures réelles) et celle de prédiction issues du nouveau modèle. Soit $L_M = \{L_i\}_{i=1:N}$ l'ensemble des valeurs des pertes mesurées pour N points à N distances données. Notons de plus que le vecteur M de l'équation (7) dépend de la distance d , pour d variable $M=f(d)$, ainsi pour N points de mesures à différentes distance d_i , M deviendra une matrice de 6 lignes et N colonnes. Pour un chromosome K quelconque, la fonction « objectif » sera :

$$f_{cout} = \min \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (L_M(i) - (K * M_i))^2 \right\} \tag{19}$$

2.5.3 Génération de la famille de base

L'espace de recherche est compris entre le modèle standard d'Okumura Hata et le modèle de propagation en espace libre qui caractérise une propagation sans obstacle.

La famille de base sera générée suivant l'algorithme ci-dessous : [7] [8]

Algorithme 1

Début

$$F(1) = K_{ok};$$

$$F(2) = K_{el};$$

$$F(3) = K_{fac};$$

Pour $j = 4 : N_c$ faire

$$F(j, 4) = rand(1);$$

$$F(j, 1) = K_{1el} + (K_{1ok} - K_{1el}) * rand(1);$$

$$F = -6,55 * rand(1);$$

$$F(j, 2) = 20 - K_6^j \log(H_b) + (36,8 - 20) * rand(1)$$

$$F(j, 5) = -13,82 + 13,82 * rand(1)$$

$$F(j, 3) = -2,49 + 2,49 * rand(1)$$

Fin pour

Fin

2.5.4 Mécanisme de sélection

Le mécanisme de sélection adopté dans cette étude est l'élitisme. Ne seront sélectionnés pour le croisement que les meilleures chromosomes c'est-à-dire ceux ayant une fonction d'évaluation minimale.

2.5.5 Croisement

Etant donné T_c , N_c , N_g et α respectivement le taux de croisement, le nombre de chromosomes de la famille, le nombre de générations, et un réel quelconque pris dans $[0, 1]$ le nombre d'individus devant participer au croisement sera : $Cross = ENT(N_c * T_c)$, ou ENT dénoté la partie entière.

Soient $P^1 = [K_1^1 K_2^1 K_3^1 K_4^1 K_5^1 K_6^1]$ et $P^2 = [K_1^2 K_2^2 K_3^2 K_4^2 K_5^2 K_6^2]$ 2 chromosomes parents, les enfants issus du croisement seront de la forme :

$$f^1 = [\alpha * K_1^1 + (1 - \alpha) * K_1^2 \quad K_2^2 \quad K_3^1 \quad K_4^2 \quad K_5^2 \quad K_6^2]$$

$$f^2 = [\alpha * K_1^2 + (1 - \alpha) * K_1^1 \quad K_2^1 \quad K_3^1 \quad K_4^1 \quad K_5^1 \quad K_6^1]$$

2.5.6 Mutation

Soit T_m le taux de mutation, le nombre de mutations possibles est :

$$N_{mut} = ENT(T_m * N_c * 6) + 1.$$

Rappelons ici que le chiffre 6 représente la taille du vecteur K . Le mécanisme de mutation va consister à modifier pour des chromosomes n'ayant pas participé au croisement leur paramètre K_2 en générant de nouveaux de façon aléatoire.

2.6 Optimisation par l'essaim de particules [8].

L'optimisation par essaim de particules en abrégé OEP présente une forte similitude avec les algorithmes génétiques en termes de modélisation des individus (chromosomes pour les AG et particules pour l'essaim), famille de départ (essaim), taille de l'essaim, codage des individus, de plus, les déplacements sont à l'essaim ce que sont la reproduction pour les AG.

2.6.1 Codage des particules

Le même codage que celui des AG sera adopté, à savoir le codage réel des individus suivant le modèle de l'équation (8).

2.6.1 Fonction d'évaluation

Comme pour les AG, la fonction d'évaluation sera définie par l'équation (19) soit :

$$f_{cout} = \min \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (L_M(i) - (K * M_i))^2 \right\} \quad (20)$$

2.6.2 Génération de l'essaim

La génération de l'essaim sera identique à la génération des individus pour les AG, l'**algorithme 1** sera simplement réutilisé.

2.6.4 Paramètres d'implémentation de l'OEPE.

L'OEPE s'appuie sur le fait que l'essaim part d'une position initiale et se déplace à la recherche d'un optimum. Ce qui induit les notions de déplacements et de vitesse de déplacement. Ayant un problème de minimisation, il convient de présenter la modélisation des différents paramètres pris en compte dans l'implémentation de l'OEPE.

Nous aurons les considérations suivantes:

- La particule notée par K , de même que sa position courante ;
- K_{pbesti} : La meilleure position qu'une particule aura individuellement atteinte.
- K_{vbesti} : La meilleure position dans l'essaim, c'est un optimum global.
- P_{besti} : La valeur de la meilleure performance qu'aura atteint une particule au sein de l'essaim (en anglais : local best fitness of a particle) ;
- $Bestfit$, La valeur de la meilleure performance atteinte au cours des déplacements de l'essaim. (En anglais : global best fitness inside the swarm) ;
- Nit , le nombre de déplacements de l'essaim ;
- Nc , le nombre de particules dans l'essaim à une position quelconque ;
- $c1$ et $c2$ sont les coefficients d'apprentissage. Ce sont en effet 2 nombres aléatoires compris dans le segment $[0 ; 1]$;
- $q1 = r1 * c1$ et $q2 = r2 * c2$ sont des coefficients dits de confiance. La plupart des auteurs recommandent de fixer $r1=r2=2$ [12].

Afin d'éviter que les particules ne se déplacent trop rapidement dans l'espace de recherche, passant éventuellement à côté de l'optimum, il peut être nécessaire de fixer une vitesse maximale (V_{max}) pour améliorer la convergence de l'algorithme.

Cependant, on peut s'en passer si on utilise un coefficient de constriction κ introduit par Maurice CLERC [13] et qui permet de resserrer l'hyper-espace de recherche.

En posant $\rho = \rho_1 + \rho_2$, on définit ce coefficient par : (21)

$$\kappa = 1 - \frac{1}{\rho} + \frac{1}{2} \sqrt{|\rho^2 - 4\rho|} \quad (22)$$

2.6.4.1 Vitesse de chaque particule

Partant dans le cas de cette étude d'une vitesse nulle, la vitesse de la particule sera mise à jour à chaque itération selon la relation ci-dessous :

$$V_i(t+1) = \kappa (V_i(t) + \rho_1(K_{pbesti} - K_i) + \rho_2(K_{vbesti} - K_i)) \quad (23)$$

2.6.4.2 Position des particules

La position de chaque particule à chaque itération de l'algorithme sera mise à jour d'après la relation ci-dessous :

$$K_i = K_i + V_i \quad (24)$$

2.7 Optimisation par le recuit simulé

Le recuit simulé (en abrégé RS) est une méthode empirique de recherche locale inspirée d'un processus utilisé en métallurgie. On alterne dans cette dernière des cycles de refroidissement lent et de réchauffage (*recuit*) qui ont pour effet de minimiser l'énergie du matériau. Cette méthode est transposée en optimisation pour trouver les extrema d'une fonction. [14]

Le recuit simulé s'appuie sur le critère de Metropolis-Hasting, par analogie avec le processus physique, la fonction à minimiser (fonction de coût ou fitness) deviendra l'énergie E du système. On introduit également un paramètre fictif, la température T du système.

Partant d'une solution donnée, en la modifiant, on en obtient une seconde. Soit celle-ci améliore le critère que l'on cherche à optimiser, on dit alors qu'on a fait baisser l'énergie du système, soit celle-ci le dégrade. Si on accepte une solution améliorant le critère, on tend ainsi à chercher l'optimum dans le voisinage de la solution de départ. L'acceptation d'une « mauvaise » solution permet alors d'explorer une plus grande partie de l'espace de solution et tend à éviter de s'enfermer trop vite dans la recherche d'un optimum local.

Afin d'implémenter l'algorithme de recuit simulé, 4 principaux choix doivent être menés :

- La représentation des solutions,
- La définition de la fonction de coût ou fonction d'évaluation qui caractérisera l'énergie du système en un instant quelconque,
- Le mécanisme de génération des voisins,
- Le principe de refroidissement.

2.7.1 Représentation des solutions.

Les solutions seront des vecteurs semblables aux chromosomes des AG et aux particules de l'OEOP, c'est-à-dire des vecteurs suivant le modèle de l'équation (8).

2.7.2 La fonction de coût ou fitness

La fonction de coût représentant l'énergie du système sera la même que celles des méthodes précédentes représentée par les équations (19) et (20)

2.7.3 Génération des voisins

Un voisin sera simplement un vecteur K généré suivant l'algorithme 1 présenté dans le paragraphe 2.5.3

2.7.4 Principe de refroidissement [15]

Il se fera en suivant une loi géométrique de la forme : $T_{n+1} = C * T_n$ avec C une constante voisine de 1, En général, C est pris entre 0,8 et 0,99. De plus on part d'une température de départ $T_0 = 1$. On peut donc en déduire que d'une manière générale, à la n ème itération on aura une température

$$T_n = C^n * T_0 \quad (25)$$

2.7.5 Critère de Métropolis-Hasting [16]

Pour des solutions n'améliorant pas l'énergie du système, elles peuvent être retenues avec une probabilité de $P = e^{-\frac{\Delta E}{T}}$, avec $\Delta E = |E - E_0|$ ou le symbole $| \cdot |$ représente la valeur absolue et E_0 l'énergie de la meilleure solution courante.

2.8 Organigramme général d'implémentation

La figure 4 ci-dessus présente l'organigramme général d'optimisation de modèles de propagation. L'algorithme de traitement étant l'une des cinq méthodes présentées ci-dessus.

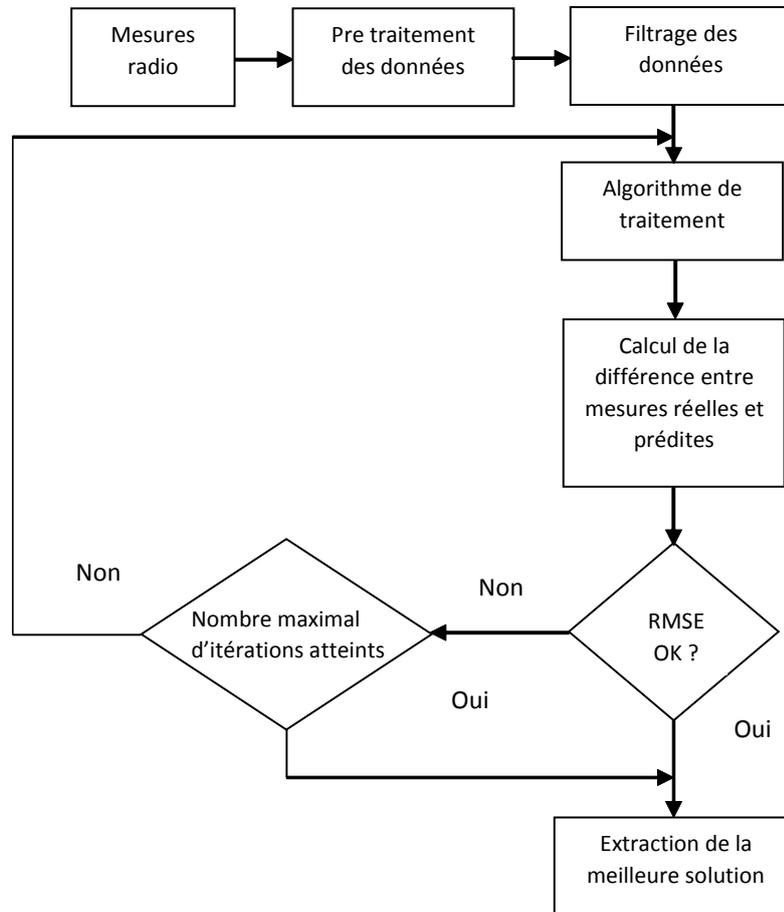


Figure 5 : Algorithme général d'implémentation

Dans l'organigramme ci-dessus, le filtrage est réalisé suivant la puissance et la distance entre la BTS et le mobile. Le tableau ci-dessous présente le critère de filtrage.

Tableau 5 : critères de filtrage sur la distance et la puissance reçue. [17], [18]

Distance minimale (m)	100
Distance maximale (m)	10 000
Puissance reçue minimale (dBm)	-110
Puissance reçue maximale (dBm)	-40

2.9 Critères d'acceptation d'un modèle de propagation optimisé

Un modèle de propagation optimisé est précis si la racine carré de l'erreur quadratique moyenne (RMSE pour Root Mean Square Error en anglais) entre les mesures réelles et de prédiction est inférieure à **8dB**. [18][19] [20]

3. Résultats.

3.1 Présentations des résultats

Les algorithmes décrits ci-dessus ont été implémentés en respectant les critères présentés dans le tableau 6 ci-dessous.

Tableau 6 : Paramètres d'implémentation des différents algorithmes

Algorithmes génétiques	Essaim particulaires	Recuit simulé	Régression linéaire	Newton second ordre
Tc=0,6 ; Tm=0,01	c ₁ =2 ; c ₂ =2;	T ₀ =1 ;		
Nc=60, α=0,6	Nc=60 ;	C ₀ =0,99		
Ng=20	Nit=20	Nit=60	Nit=1	Nit=1

3.1.1 Résultats obtenus au centre ville de Yaoundé

A l'issue de l'implémentation des algorithmes présentés ci dessus, des résultats suivants ont été obtenus au centre ville de Yaoundé et ils sont présentés dans le tableau 7.

Tableau 7 : Résultats obtenus au centre ville de Yaoundé.

Algorithmes	K1	K2	K3	K4	K5	K6	RMSE
AG	123,11	36,57	-2,49	0,00	-6,91	-6,55	6,7164
OEP	121,77	35,98	-2,49	0,00	-6,18	-6,55	6,7227
RS (0.0106)	128,51	31,37	-2.39	0,00	-9,02	-0,81	6.8222
RL	134,89	37,29	-2,49	0,00	-13,82	-6,55	6,7137
Newton	134,89	37,29	-2,49	0,00	-13,82	-6,55	6,7137
Okumura Hata	146,56	44,90	0	0,00	-13,82	-6,55	14,9345

Dans le tableau ci-dessus, la dernière ligne présente le modèle standard d'Okumura Hata mis sous la forme K facteurs. On constate bien que son RMSE est égalé à 14,9345 et supérieure 8dB, donc non précis pour l'environnement de la ville de Yaoundé, cependant les nouveaux modèles obtenus nous donnent des bons résultats avec des RMSE de l'ordre de 6,7 et tous inférieurs à 8dB et moindres que celui d'Okumura Hata. La figure 6 ci-dessous nous donne une représentation des mesures réelles de terrain en bleu, le modèle d'Okumura Hata en magenta, celui en espace libre en couleur cyan avec pointillé, en rouge, noir, cyan, vert, jaune respectivement les modèles optimisés par le recuit simulé, la régression linéaire, Newton second ordre, l'optimisation par essaim de particules et les algorithmes génétiques.

Nous avons la légende ci-dessous utile pour la compréhension des figures 6 et 7 :

 L _{reelles}	Mesures réelles du terrain
 L _{RecuitSimulé}	Modèle optimisé par le recuit simulé
 L _{RegLin}	Modèle optimisé par la régression linéaire
 L _{Newton}	Modèle optimisé par l'algorithme de Newton de second ordre
 L _{PSO}	Modèle optimisé par l'algorithme PSO
 L _{AG}	Modèle optimisé par les AG
 L _{Okumura Hata}	Modèle standard d'Okumura Hata
 L _{EspLibre}	Modèle de propagation en espace libre

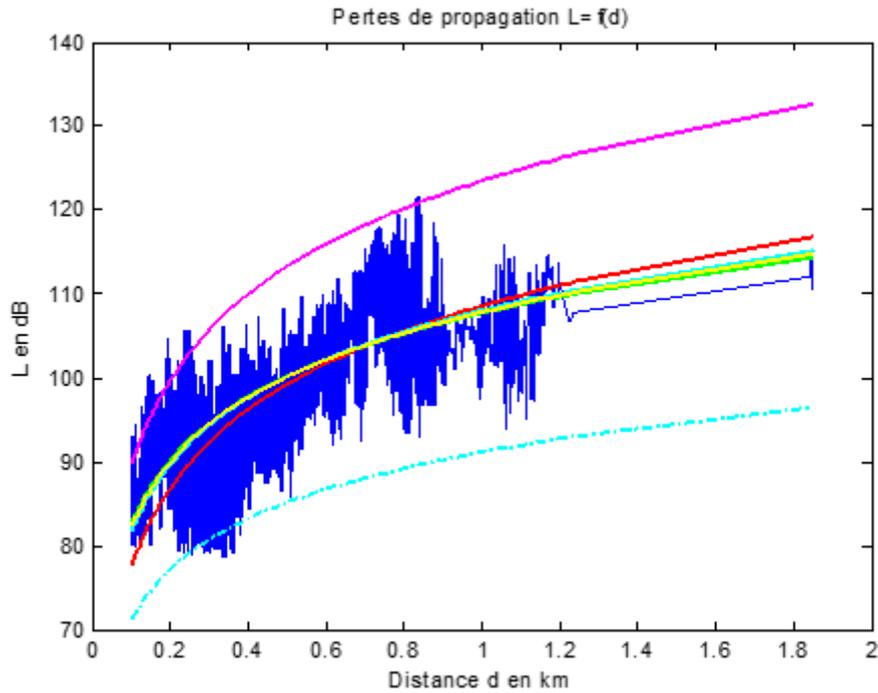


Figure 6 : Représentation des mesures réelles, du modèle d’Okumura Hata, Espace libre et Okumura Hata optimisé par différents algorithmes sur les données du centre ville.

3.1.2 Résultats obtenus au quartier Bastos en environs

A l’issu de l’implémentation des algorithmes présentés ci dessus, des résultats suivants ont été obtenus à l’issus des mesures radio faites dans le quartier Bastos et environs. Ils sont présentés dans le tableau 8.

Tableau 8: Résultats obtenus au quartier Bastos et environs.

Algorithmes	K1	K2	K3	K4	K5	K6	RMSE
AG	125,66	34,45	-2,49	0	-4,60	-6,55	6,5704
OEP	113,60	27,18	-2,49	0	1,81	-6,55	6,1100
RS(0,0335)	139,86	26,32	-2,76	0	-11,69	-0,86	7,0503
RL	138,93	27,71	-2,490	0	-13,82	-6,55	6,1059
Newton	138,93	27,71	-2,49	0	-13,82	-6,55	6,1059
Okumura Hata	146,56	44,9	0,00	0	-13,82	-6,55	11,2924

Comme pour le centre ville, on obtient pour les modèles optimisés un meilleur RMSE que celui du modèle standard d’OKUMURA HATA. La figure 7 ci-dessous nous donne une représentation des courbes obtenues entre les mesures réelles de terrain au quartier Bastos, les modèles standards d’Okumura Hata et espace libre et les modèles optimisés.

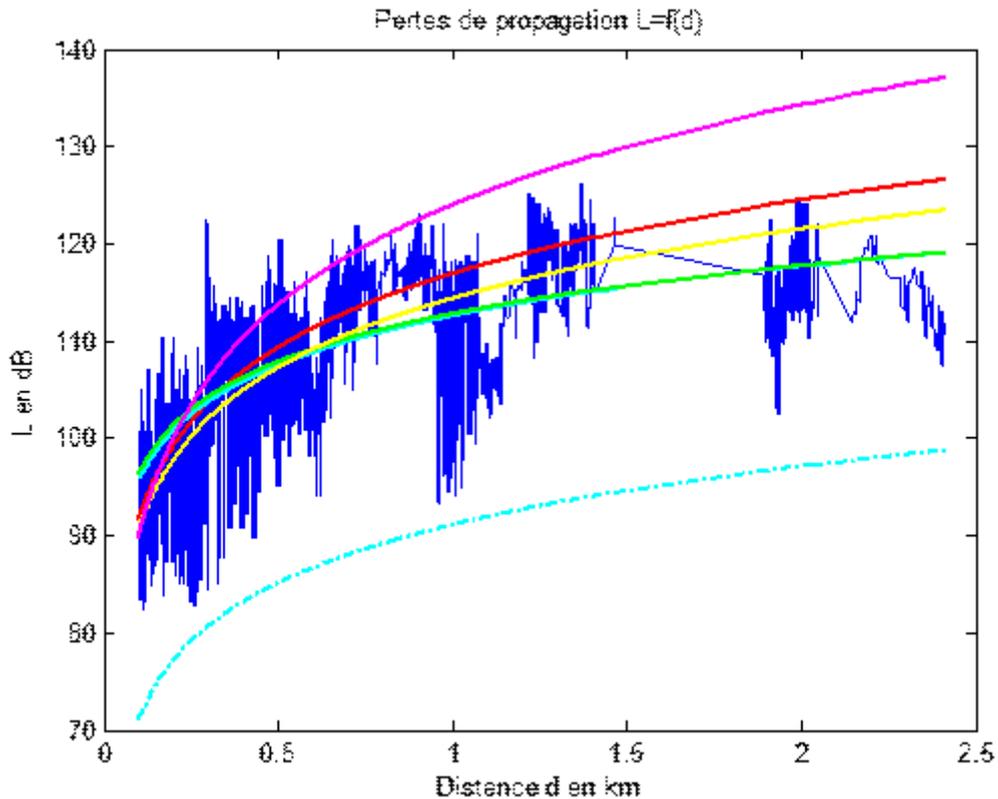


Figure 7 : Représentation des mesures réelles, du modèle d'Okumura Hata, Espace libre et Okumura Hata optimisé par différents algorithmes sur les données de Bastos

3.2 Analyse des résultats.

D'une manière générale pour les 2 zones considérées dans cette étude, les 5 méthodes d'optimisation appliquées permettent d'avoir des résultats plus précis (avec le RMSE inférieur à 8dB) que celui du modèle standard d'Okumura Hata qui nous donne des RMSE de 11,29 pour la zone de Bastos et 14,9345 pour le Centre ville. De plus, les résultats obtenus par la régression linéaire et par la méthode de Newton sont identiques. On remarque bien que les modèles d'Okumura Hata et espace libre sont excentrés relativement aux mesures de terrain donc inappropriés pour le dimensionnement du réseau, ce qui justifie davantage la nécessité de calibrer le modèle existant.

Au regard de la figure 5, pour le centre ville de Yaoundé, les 5 courbes issues des tracés des modèles optimisés par différentes approches sont très proches les unes des autres avec une superposition totale et parfaite pour la courbe de Newton et celle de la régression linéaire. Pour la figure 6, on remarque que le tracé de la courbe issue de l'algorithme PSO est aussi quasi superposé à celui de Newton.

Relativement à la précision des résultats, le RMSE calculé par l'algorithme RS est le moins bon dans les 2 cas d'implémentation ci-dessus.

Les cinq méthodes ici présentées nous permettent d'avoir des résultats satisfaisants et peuvent être utilisées pour l'optimisation des modèles de propagation. Il serait donc pertinent de présenter une étude comparative des différentes approches ci-dessus. Les tableaux suivants permettent de dégager les similitudes et différences entre les approches étudiées.

Tableau 9 : Etude comparative des différentes approches (1)

N°	Méthode	Forme de la variable	Nom de la variable	Ensemble de variables	Taille de l'ensemble
1	Optimisation par essaim de particules	K Vecteur (1*6)	Particule	Essaim	Nc
2	Algorithmes génétiques	K Vecteur (1*6)	Chromosome	Famille	Nc
3	Recuit simulé	K Vecteur (1*6)	voisin	Vecteur unique	1
4	Régression linéaire	T Vecteur (1*2)	Vecteur T	Vecteur unique	1
5	Algorithme de Newton	T Vecteur (1*2)	Vecteur T	Vecteur unique	1

Tableau 10 : Etude comparative des différentes approches (2)

N°	Méthode	Nombre d'itérations	Fonction d'évaluation	Type d'opération sur l'ensemble	Méthode d'évaluation
1	Optimisation par essaim de particules	Nit	Erreur quadratique moyenne	Déplacement et changement de vitesse	Minimisation de l'erreur quadratique moyenne
2	Algorithmes génétiques	Nit	Erreur quadratique moyenne	Sélection, croisement, mutation	Minimisation de l'erreur quadratique moyenne
3	Recuit simulé	Nit	Erreur quadratique moyenne	Variation de température et le hasard	Minimisation de l'erreur quadratique moyenne
4	Régression linéaire	1	Erreur quadratique moyenne	Calcul des coefficients de régression	Minimisation de l'erreur quadratique moyenne
5	Algorithme de Newton	1	Erreur quadratique moyenne	Calcul du gradient et de la Hessienne	Minimisation de l'erreur quadratique

Dans les tableaux 9 et 10, Nit est le nombre d'itérations, Nc le nombre d'éléments de l'ensemble considéré (famille pour les AG et essaim pour PSO). Dans le tableau 11, la diversité fait référence à la richesse de l'ensemble solution, en effet, à l'issue de l'implémentation des AG ou de PSO, on a une famille de bonnes solutions, et dans la famille, la meilleure de toutes est retenue comme solution finale, ce qui offre une option de choix d'où la diversité or dans les autres approches, l'algorithme s'achève par une solution unique.

Tableau 11 : Etude comparative des différentes approches (3)

N°	Méthode	Critères d'arrêt de l'algorithme	Nombre de paramètres optimisés	Diversité de la solution
1	Optimisation par essaim de particules	Basé sur le nombre maximal d'itération	$2 \leq N \leq 6$	Oui
2	Algorithmes génétiques	Basé sur le nombre maximal d'itération	$2 \leq N \leq 6$	Oui
3	Recuit simulé	Basé sur le nombre maximal d'itération	$2 \leq N \leq 6$	Non
4	Régression linéaire	Aucune car converge après une itération	2	Non
5	Algorithme de Newton	Aucune car converge après une itération	2	Non

Il ressort du tableau 11 que les AG, PSO et RS permettent d'optimiser jusqu'à 6 variables du vecteur solution alors que la régression linéaire et Newton ne peuvent en optimiser que 2 ; les 4 autres étant fixés.

4. Conclusion

Le présent article a présenté une étude comparative de 5 méthodes d'optimisation de modèles de propagation. La modélisation du problème et les résultats de l'implémentation au travers des mesures radio faites dans la ville de Yaoundé ont été présentés. Il ressort de tout ceci que les différentes approches permettent toutes d'avoir des modèles optimisés fiables et permettant de prédire avec précision la propagation en environnement radio mobile. En outre, les algorithmes tels que les AG, PSO et RS permettent d'optimiser jusqu'à 6 variables suivant le schéma de modélisation adopté tandis que la régression linéaire et Newton ne peuvent en optimiser que 2. Les résultats obtenus par la régression linéaire et Newton sont identiques, l'algorithme RS est celui qui donne la précision la moins bonne parmi tous les autres. La modélisation et les algorithmes présentés peuvent être intégrés dans les logiciels professionnels de planification radio.

Références.

- [1]. Chhaya Dalela, et al « tuning of Cost231 Hata modele for radio wave propagation prediction », Academy & Industry Research Collaboration Center, May 2012.
- [2]. Medeisis and Kajackas « The tuned Okumura Hata model in urban and rural zones at Lituania at 160, 450, 900 and 1800 MHz bands », Vehicular Technology Conference Proceedings, VTC 2000 Spring Tokyo. IEEE 51st Volume 3 Pages 1815 – 1818, 2000.
- [3]. MingjingYang; et al « A Linear Least Square Method of Propagation Model Tuning for 3G Radio Network Planning », Natural Computation, 2008. ICNC '08. Fourth International Conference on Vol. 5, pages 150 – 154, 2008.
- [4]. Simi I.S et al « Minimax LS algorithm for automatic propagation model tuning », Proceeding of the 9th Telecommunications Forum (TELFOR 2001), Belgrade, Nov.2001.
- [5]. Allam Mousa, Yousef Dama and Al «Optimizing Outdoor Propagation Model based on Measurements for Multiple RF Cell ». International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) Volume 60–No.5, December 2012
- [6]. Deussom E. and Tonye E. «Optimization of Okumura Hata Model in 800MHz based on Newton Second Order algorithm. Case of Yaoundé, Cameroon», IOSR Journal of Electrical and Electronics Engineering, Volume 10, issue2 Ver I, pages 16-24, 2015.
- [7]. Deussom E. and Tonye E. «New Approach for Determination of Propagation Model Adapted To an Environment Based On Genetic Algorithms: Application to the City Of Yaoundé, Cameroon», IOSR Journal of Electrical and Electronics Engineering, Volume 10, pages 48-49, 2015.

- [8]. Deussom E. and Tonye E. «New Propagation Model Optimization Approach Based on Particles Swarm Optimization Algorithm» International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) Volume 118 – No. 10, May 2015.
- [9]. HUAWEI Technologies, BTS3606CE&BTS3606AC and 3900 Series CDMA Product Documentation, pages 138-139.
- [10]. Saunders et Aragon-Zavala. «Antennas and Propagation for Wireless Communication Systems», page 168. John Wiley and Sons, 2007.
- [11]. HUAWEI Technologies, CW Test and Propagation Model Tuning Report (Template), 20 Mars 2014, page 7.
- [12]. Russell C. Eberhart, Yuhui Shi, and James Kennedy. Swarm Intelligence. The Morgan Kaufmann Series in Artificial Intelligence. Morgan Kaufmann, San Francisco, CA, USA, 2001.
- [13]. Maurice Clerc and James Kennedy The particle swarm - explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. IEEE Trans. Evolutionary Computation, 6(1):58–73, 2002
- [14]. D.T Pham and D. Karaboga, Intelligent optimization techniques, Genetic Algorithms, tabu search and Simulated Annealing and Neural Network, Springer 2000, page 187.
- [15]. D.T Pham and D. Karaboga, Intelligent optimization techniques, Genetic Algorithms, tabu search and Simulated Annealing and Neural Network, Springer 2000, page 193.
- [16]. https://fr.wikipedia.org/wiki/Recuit_simul%C3%A9; consulté le 14/07/2015.
- [17]. Standard Propagation Model Calibration guide, Avril 2004, page 23
- [18]. HUAWEI Technologies; GSM RNP-RNO Radio Transmission Theory, pages 21-22, 2006.
- [19]. HUAWEI Technologies; GSM RNP-RNO Radio Transmission Theory, page 10, 2006.
- [20]. Jianhui Wu, Dongfeng Yuan. “Propagation Measurements and Modeling in Jinan City”. Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, The Ninth IEEE International Symposium, Sendai, Japan. pp. 1157-1160 vol.3, 1998.

Received: 12/09/2015

Accepted: 8/12/2015