



Hybrid meta-heuristics for the optimization of the deployment of Wireless Sensor Networks (WSN)

Mohamed Amin Benatia, M'Hamed Sahnoun, Anne Louis and
David Baudry

EasyChair preprints are intended for rapid
dissemination of research results and are
integrated with the rest of EasyChair.

December 8, 2019

Meta-heuristique hybride pour l'optimisation du déploiement de Réseaux de Capteurs Sans Fil (RCSF)

Mohamed Amin BENATIA¹, M'hamed SAHNOUN¹, Anne LOUIS¹, David BAUDRY¹

¹ Ecole d'ingénieurs CESI, Lab-LINEACT, 76140 Mont Saint Aignan, France
{mbenatia, msahnoun, alouis, dbaudry}@cesi.fr

Mots-clés : Réseaux de capteurs sans-fil, métaheuristique, réseaux de neurones.

Introduction

Durant la dernière décennie, les réseaux de Capteurs Sans-Fil (RCSF) ont attiré l'attention de la plupart des communautés de recherche. Leur taille miniature ainsi que leur coût qui ne cessent de décroître et leur aspect non destructif les places parmi les techniques les plus adoptés dans de multiples secteurs d'activité : industrie, santé, véhicules autonomes, etc. Rajouté à cela, la nouvelle révolution industrielle (i.e. : industrie du futur ou industrie 4.0) augmente l'intérêt porté à cette technique et relance le débat sur plusieurs problématiques liées à leur implémentation (conception du réseau, planification des cycles, positions des nœuds, etc.). Parmi ces problématiques, la conception du réseau et l'identification des positions optimales des nœuds, restent une tâche très complexe qui nécessite la mobilisation d'experts disposants de compétences très variées (électronique, informatique, réseau, optimisation, etc.). Ceci implique de grands coûts liés à la planification et aux phases de tests, avant l'implémentation de la solution finale (déploiement des nœuds). Afin d'éviter ces coûts, la conception en amont du réseau doit être considérée.

La planification et la conception de RCSF visent généralement à atteindre de nombreux objectifs en même temps, par exemple, maximiser la couverture totale du réseau et minimiser le nombre de capteurs. Maximiser la couverture conduit à déployer de plus en plus de capteurs, ce qui influence le second objectif. Inversement, le déploiement d'un nombre restreint de capteurs donne généralement une couverture parcimonieuse. Ainsi, on rencontre souvent des objectifs contradictoires ou le but est de déterminer le compromis entre ses différents objectifs.

Le problème du déploiement de RCSF peut être comparé au problème de la galerie d'art (AGP), qui consiste à déployer un nombre minimal de gardes (officiers, caméras, etc.) afin de surveiller le maximum d'espace d'une galerie d'art (ex. : un musée). Les gardes sont supposés avoir des emplacements fixes et une zone de couverture restreinte. Les auteurs de [1] soulignent que "déterminer le nombre suffisant de gardes afin de couvrir toute la galerie d'art est un problème d'optimisation NP Difficile". Des travaux plus récents [2] ont mentionné que le problème du déploiement de RCSF peut être assimilé au problème d'AGP. Pour cette raison, de nombreux algorithmes d'optimisation conçus afin de résoudre le problème l'AGP a été largement adopté pour la résolution du problème de déploiement de RCSF.

Dans cet article nous proposons une approche de déploiement de RSCF basée sur les algorithmes évolutionnaires. Le modèle considéré intègre les contraintes de : couverture, connectivité, durée de vie, coût et qualité de service. D'un autre côté, ce modèle intègre deux simulateurs : propagation d'onde (Ray-Tracing) et QoS (NS-2) développés dans nos travaux précédents. Le modèle de propagation est conçu afin d'inclure l'effet des structures du bâtiment sur la communication entre les nœuds et le captage de l'information. En se basant sur les résultats obtenus par ce modèle (ie. RSSI : Received Signal Strength Indicator) nous calculons la couverture totale produite par le réseau, la durée de vie ainsi que

les indicateurs de QoS (latence, PR : Paquet loss ratio, etc.) sont ensuite estimés via un script développé sous le simulateur NS-2.

Approche proposée

Durant nos anciens travaux [2], nous avons souligné l'aspect performance qui décroît avec l'augmentation de la taille du bâtiment. L'originalité de ce travail consiste à proposer une stratégie d'optimisation à deux niveaux : estimation de la valeur de fitness intermédiaire (i.e. : remplacement du simulateur par un modèle empirique) et inférence de la valeur de fitness final par fusion de la valeur estimée et celle du voisinage (plus proche centre de classe). Notre hypothèse de départ est la suivante : « Connaissant les caractéristiques d'un RCSF et partant du principe qu'il peut être représenté par un graphe ($G = (V, E)$), nous pouvons ainsi estimer deux indicateurs $\hat{\alpha}$ et $\hat{\beta} \in [0,1]$ qui peuvent résumer les résultats des deux simulateurs précédemment considérés. »

Ainsi, nous pouvons construire les deux modèles suivants :

$$\hat{\alpha} = f(W, X)$$

$$\hat{\beta} = g(W', Y)$$

Où W et W' représentent les vecteurs paramètres des modèles f et g ; X, Y représentent des vecteurs regroupant des caractéristiques du réseau, notamment :

- Le nombre de nœuds à déployer,
- Le coefficient de clustering,
- Le degré de connexité du graphe,
- Les positions des différents capteurs à déployer

Afin de construire ces modèles, nous proposons l'utilisation des RNA (Réseaux de neurones artificiels). Une base de donnée est construite sur la base de la population initiale, aléatoirement générée est évaluée via les deux simulateurs. Ensuite, les caractéristiques susmentionnées sont extraites et indexées avec les labels correspondants (fitness trouvées précédemment). Finalement le RNA est appris en utilisant cette base découpée en partie apprentissage/test et partie validation.

Finalement, afin de calculer la valeur de fitness de chaque individu, nous adoptons l'équation suivantes [3] :

$$fit_i = \gamma_1 fit_{\{ci\}} + \gamma_2 \widehat{fit}_i ; \gamma_1 + \gamma_2 = 1$$

Où $fit_{\{ci\}}$ représente la valeur de fitness de chaque centre de classe à laquelle appartient l'individu i . Ce centre est calculé en appliquant l'algorithme k-means en se basant sur le coefficient de clustering et le nombre de nœuds du réseau afin de calculer le meilleur partitionnement possible de la population. Quand à \widehat{fit}_i elle représente la valeur de fitness de l'individu i , estimée par le modèle proposé.

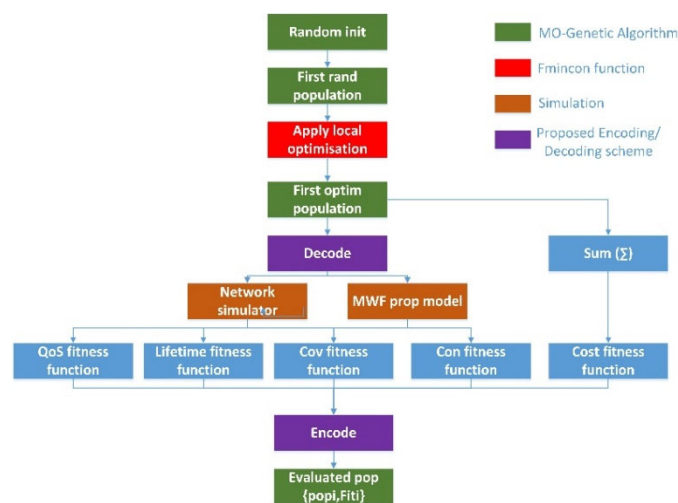


Fig 2. Architecture du modèle de conception de RCSF proposé

	GA	GA+RNA
Nombre de nœuds estimé	4	4
Temps consommé (s)	25107	5423

TAB. 1 – Premiers résultats obtenus

Conclusions et perspectives

Nous avons présenté une approche hybride pour l'optimisation du déploiement de réseaux de capteurs sans fil. L'originalité de cet article est la fusion de valeur de fitness entre valeur estimé et valeur du centre de classe.

Pour ce qui est du temps de calcul consommé, notre algorithme affiche de meilleures performances en divisant par cinq (05) le temps nécessaire au calcul. Ceci explique le choix de l'estimation de la valeur de fitness des individus. Pour ce qui est du déploiement des nœuds capteurs, notre algorithme arrive à trouver les mêmes solutions que l'algorithme génétique.

Références

- [1] F.M. Al-Turjman, H.S. Hassanein, M. Ibnkahla, Towards prolonged lifetime for deployed wsns in outdoor environment monitoring, *Ad Hoc Networks* 24, 172 (2015).
- [2] M.A. Benatia, M. Sahnoun, D. Baudry, A. Louis, A. El-Hami, B. Mazari, Multi-objective wsn deployment using genetic algorithms under cost, coverage, and connectivity constraints, *Wireless Personal Communications* 94(4), 2739 (2017).
- [3] Margarita Reyes-Sierra and Carlos A Coello Coello. A study of fitness inheritance and approximation techniques for multi-objective particle swarm optimization. In 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation, volume 1, pages 65–72. IEEE, 2005.