



# Utiliser des drones pour recharger efficacement des capteurs

Christelle Caillouet, Tahiry Razafindralambo, Dimitrios Zorbas

► **To cite this version:**

Christelle Caillouet, Tahiry Razafindralambo, Dimitrios Zorbas. Utiliser des drones pour recharger efficacement des capteurs. ALGOTEL 2019 - 21èmes Rencontres Francophones sur les Aspects Algorithmiques des Télécommunications, Jun 2019, Saint Laurent de la Cabrerisse, France. hal-02129960

**HAL Id: hal-02129960**

**<https://hal.inria.fr/hal-02129960>**

Submitted on 15 May 2019

**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.

# Utiliser des drones pour recharger efficacement des capteurs

Christelle Caillouet<sup>1 †</sup> et Tahiry Razafindralambo<sup>2</sup> et Dimitrios Zorbas<sup>3 ‡</sup>

<sup>1</sup>Université Côte d’Azur, CNRS, I3S, Inria, France

<sup>2</sup>Université de La Réunion, LIM, France

<sup>3</sup>Tyndall National Institute, GSM group, Ireland

---

La durée de vie est un challenge important des réseaux de capteurs sans fil. Les nœuds étant souvent placés dans des endroits inaccessibles, le remplacement de leur batterie n’est pas une tâche facile. Des technologies de recharge énergétique ont récemment été développées pour reconstituer tout ou une partie de l’énergie requise permettant à un nœud de fonctionner. Dans cet article, nous utilisons des chargeurs dédiés, transportés par des drones, qui peuvent survoler le réseau et transmettre de l’énergie aux nœuds au moyen de signaux RF. Nous formulons et résolvons de manière optimale et approchée le problème de positionnement et de planification des drones (OD3P) afin de recharger efficacement des capteurs sans fil. Nous présentons un programme linéaire ainsi qu’un algorithme heuristique rapide pour répondre aux demandes d’énergie minimales des nœuds dans les meilleurs délais. Nos résultats de simulation montrent l’efficacité de nos approches pour des scénarios de réseau allant jusqu’à 50 capteurs.

---

## 1 Introduction

Dans cet article, nous utilisons l’énergie récupérée par les signaux radio-fréquence (RF) transmis par les drones en vol pour alimenter des capteurs limités en énergie. Nous examinons le scénario dans lequel les nœuds ne sont pas toujours allumés, mais sont survolés périodiquement afin de recharger (partiellement) leur batterie et de collecter les données. Nous étudions le problème du positionnement optimal de drones sur la zone de déploiement des capteurs. Les drones portent des chargeurs dédiés et sont capables d’émettre des signaux RF vers les capteurs pour recharger leur batterie. Nous développons un programme linéaire mixte à nombres entiers (MILP) et une heuristique pour optimiser l’utilisation des drones au cours du temps.

L’optimisation de la consommation énergétique des capteurs a été au cœur de nombreux travaux. Étant donné que leur déploiement peut se produire dans des environnements difficiles où ils ne sont pas accessibles, il n’est pas toujours possible de remplacer les batteries à faible coût. Pour résoudre ou atténuer ce problème, des solutions de récupération d’énergie ont été proposées pour augmenter la durée de vie des réseaux de capteurs. D’une part, il est possible de récupérer de l’énergie en utilisant, par exemple, des panneaux solaires. Cependant, même si ces types de récolte sont très efficaces et peuvent considérablement allonger la durée de vie des capteurs, la quantité d’énergie utilisée n’est pas constante et nécessite parfois un équipement supplémentaire de grande taille. D’autre part, en utilisant la technologie RF [LWN<sup>+</sup>15], nous pouvons répondre aux besoins en énergie à la demande des nœuds.

Des travaux récents ont déjà envisagé d’utiliser des drones comme chargeurs pour améliorer la durée de vie des capteurs. Cependant, ils limitent souvent le problème dans un espace à deux dimensions [ZQK<sup>+</sup>15], ou rechargent les nœuds uniquement les uns après les autres [ND17]. D’autres types de chargeurs sont également envisagés et des algorithmes d’approximation sont proposés dans [ZRGD16, PLPL14]. Le coût financier du déploiement est un paramètre important et [ZD18] tente de minimiser le nombre de drones utilisés pour maintenir un réseau de capteurs sans fil en fonctionnement pendant une durée donnée.

---

<sup>†</sup>Soutenu par le programme ANR “Investments for the Future” sous la référence ANR-11-LABX-0031-01.

<sup>‡</sup>Soutenu par “Science Foundation Ireland” (SFI), une bourse du “European Regional Development” (N. 13/RC/2077), et “European Union’s Horizon 2020 research and innovation” under the Marie Skłodowska-Curie grant agreement No. 713567

Contrairement aux travaux de la littérature, (a) nous prenons en compte des valeurs de recharge réalistes (émetteurs et récepteurs) obtenues d'un fabricant de modules de récupération d'énergie RF, (b) nous plaçons les drones dans un espace 3D tout en tenant compte de l'effet de l'altitude sur la puissance de recharge (c) nous considérons que les drones peuvent changer de position dans l'espace 3D pour améliorer la couverture et ainsi minimiser le temps total de réapprovisionnement en énergie.

## 2 Positionnement et planification des drones (OD3P)

Soit  $I$  un ensemble de capteurs dont on connaît les coordonnées 2D. L'objectif est de déployer et planifier de manière optimale les positions d'un ensemble de drones  $\mathcal{N}$  dans l'espace 3D afin de fournir une quantité d'énergie au moins égale à  $E$  à tous les capteurs dans un délai le plus court possible borné par le temps de vol maximum  $\tau$ . Cette quantité d'énergie est une valeur empirique qui doit être suffisante pour alimenter un nœud, lui permettre de prendre une mesure et de transmettre les données au drone. Chaque capteur est équipé d'un module de collecte d'énergie RF capable de convertir l'énergie des signaux en alimentation continue. Un drone peut ajuster son altitude pour recharger plusieurs capteurs en même temps. La quantité d'énergie reçue dépend de la distance au chargeur sur le drone et des conditions environnementales. La puissance récupérée par un capteur  $i$  situé en ligne directe du chargeur est égale à  $P_{h_i} = P_0 \frac{e^{2\sigma G}}{d^{2b}} f^{d_{ij}}$ , où  $f^{d_{ij}}$  est l'efficacité du convertisseur à distance  $d_{ij}$ . On note  $\Gamma$  le seuil de récolte minimum, qui est une constante dépendant du matériel. La quantité d'énergie rechargée par le nœud  $i$  pendant une période de temps  $t$  est donc de :  $H_i^t = \int_0^t P_{h_i} dt$ . Cette énergie est stockée directement dans un super-condensateur avec une perte exprimée sous la forme  $\eta H_i^t$ , où  $\eta \in (0, 1)$  [ZRGD16].

**Programme linéaire :** Nous proposons un programme linéaire mixte en nombres entiers (MILP) où  $\alpha_n$  et  $\beta_j^n$  sont des variables binaires indiquant respectivement si le drone  $n \in \mathcal{N}$  est utilisé et s'il est déployé à la position 3D  $j \in \mathcal{J}$ , et des variables continues  $t_j^n$  représentant le temps associé à la localisation du drone  $n$  à la position  $j$ . L'objectif est de minimiser le temps nécessaire aux drones pour fournir la quantité d'énergie requise par les capteurs sans dépasser le budget (en termes de nombre de drones) (contraintes (4)). Cela revient à minimiser le temps de vol du drone le plus long, décomposé ici en un objectif (1) minimisant une variable continue  $\lambda$  égale à la limite supérieure du temps de vol de chaque drone (contraintes (2)).

$$\begin{aligned}
 & \min \lambda & (1) & \text{Les contraintes (3) garantissent la fourniture des} \\
 & \sum_{j \in \mathcal{J}} t_j^n \leq \lambda, \forall n \in \mathcal{N} & (2) & \text{besoins en énergie de chaque capteur. Nous vérifions} \\
 & \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{j \in \mathcal{J}} (1 - \eta) H_i^{t_j^n} \geq E, \forall i \in I & (3) & \text{que la somme des positions collectant une puis-} \\
 & \sum_{n \in \mathcal{N}} \alpha_n \leq B & (4) & \text{issance supérieure à } \Gamma \text{ est suffisante pour répondre} \\
 & \sum_{j \in \mathcal{J}} t_j^n \leq \tau \alpha_n, \forall n \in \mathcal{N} & (5) & \text{à l'exigence du nœud. Chaque drone peut être} \\
 & \sum_{n \in \mathcal{N}} \beta_j^n \leq 1, \forall j \in \mathcal{J} & (6) & \text{placé à différents endroits au cours de l'opération} \\
 & t_j^n \leq \tau \beta_j^n, \forall n \in \mathcal{N}, j \in \mathcal{J} & (7) & \text{(contraintes (5)) tant que son temps de vol ne} \\
 & \sum_{n \in \mathcal{N}} t_j^n + \sum_{j' \in \mathcal{J}, (x_j, y_j) = (x_{j'}, y_{j'})} \left( \sum_{n' \in \mathcal{N}} t_{j'}^{n'} \right) \leq \lambda, \forall j \in \mathcal{J} & (8) & \text{dépasse pas la limite } \tau. \text{ Un seul drone peut être placé} \\
 & \alpha_n \in \{0, 1\}, \beta_j^n \in \{0, 1\}, t_j^n \in \mathbb{R}, \lambda \in \mathbb{R} & (9) & \text{à une position donnée (contraintes (6)) afin de li-} \\
 & & & \text{miter le mouvement des drones, et si un emplace-} \\
 & & & \text{ment 2D avec une altitude correspondante est choisi} \\
 & & & \text{pour un drone, aucun autre drone ne peut être placé} \\
 & & & \text{au-dessus ou au-dessous de celui-ci (contraintes} \\
 & & & \text{(8)). De cette façon, nous évitons d'aligner plu-} \\
 & & & \text{sieurs drones à différentes altitudes et limitons ainsi} \\
 & & & \text{les collisions physiques entre eux ainsi que les in-} \\
 & & & \text{terférences.}
 \end{aligned}$$

**Algorithme glouton :** Nous proposons ici un algorithme plus rapide pour les topologies comportant un grand nombre de capteurs ou de positions pour les drones. A chaque étape, l'algorithme calcule un triplet  $(i^*, j^*, t^*)$  composé d'un capteur, d'une position et d'un temps de recharge associé. Le capteur choisi est celui qui possède le plus petit ensemble de positions 3D pouvant le recharger (calculé en comparant la puissance récoltée au seuil  $\Gamma$ ). La position 3D sélectionnée est celle qui maximise la puissance de recharge

## Placement optimal drones

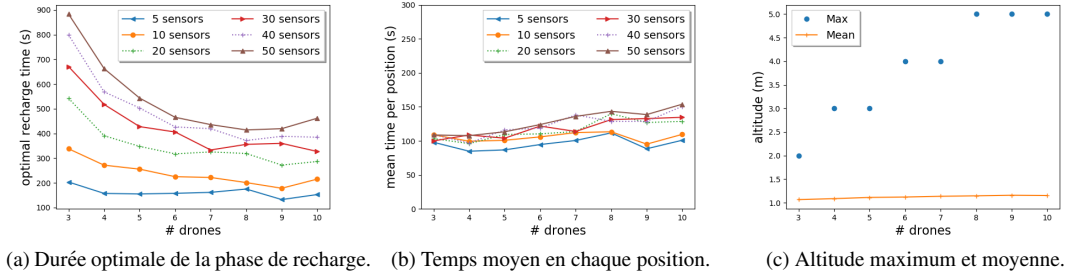


FIGURE 1: Analyse des positions et altitudes des drones.

pour  $t^*$ .  $t^*$  est ainsi la durée maximale qu'un drone peut passer en  $j^*$ . Si  $j^*$  associée au temps  $t^*$  peut être affectée à un drone  $n^*$ , alors les coûts énergétiques des capteurs atteints à partir de  $j^*$ , le temps de vol de  $n^*$ , ainsi que le temps cumulé des mêmes positions 2D à  $j^*$  sont mis à jour.  $j^*$ , les capteurs entièrement rechargés, ainsi que les positions ayant atteint la limite de temps  $\tau$  sont supprimés. Si aucun drone ne peut aller en  $j^*$  pendant  $t^*$ ,  $j^*$  est simplement ignorée et un autre triplet est calculé. À la fin de l'algorithme, nous calculons la durée de la phase de recharge  $\lambda$ .

## 3 Résultats

**Scénario :** Les capteurs sont placés au hasard sur une grille bidimensionnelle de taille  $50m \times 50m$ . Le nombre de nœuds varie entre 5 et 50, le budget (en termes de drones) de 3 à 10, et le nombre de positions entre 125 et 500 (régulières en grille  $5 \times 5$  jusqu'à  $10 \times 10 * 5$  altitudes de 1 à 5m). Chaque capteur a besoin de 150 mJ correspondant à la quantité minimale d'énergie dont a besoin un nœud Zolertia Z1 § pour démarrer, effectuer une mesure et la transmettre à la station de base. Les drones peuvent transmettre une puissance EIRP de 3W (915MHz), donnant environ  $[\Gamma = 6.3 \times 10^{-5}, 0.01]$  W de puissance récoltée en fonction de la distance. Les valeurs de récupération d'énergie sont calculées en fonction de l'efficacité des modules Powercast P2110B ¶ fonctionnant à 915MHz (variant de 0 à environ 65% en fonction de la puissance reçue). Les autres paramètres sont  $P_0 = 10mW$ ,  $b = 1.05$ ,  $\sigma = 1$  et  $\eta = 0.3$ ,  $\tau = 1$  heure.

**Durée de la recharge** La figure 1a présente la durée optimale pour reconstituer l'énergie des capteurs pour différents nombres de drones, capteurs et positions 3D. D'une part, comme prévu, le temps de recharge diminue à mesure que de nouveaux drones sont ajoutés sur le terrain ou que plus de positions de drones sont prises en compte jusqu'à atteindre une configuration optimale entre 7 et 9 drones où le temps est minimum. D'autre part, le temps de recharge tend à rester constant ou à augmenter lorsque plus de 9 drones sont ajoutés. Une fois la solution optimale trouvée, le modèle ne permet pas de placer des drones à différentes altitudes tout en couvrant le même nombre de capteurs. En conséquence, certains drones sont légèrement déplacés de la position optimale afin que les autres drones puissent s'intégrer dans le champ 3D. Cela se traduit par un temps de recharge constant ou parfois plus long.

**Positions des drones** Nous calculons le nombre de positions successives occupées par chaque drone au cours du processus (figure 2b) et le temps moyen de recharge par position (figure 1b). Un drone va se déplacer en moyenne sur 2 ou 3 positions afin de répondre aux besoins en énergie des nœuds. Ce nombre est lié au temps minimum requis pour recharger un seul capteur à la plus basse altitude et au temps de réapprovisionnement en énergie imposé. Il est obtenu en divisant les valeurs des figures 1a par ceux de 1b. En plaçant les drones à l'altitude la plus basse possible, l'énergie de recharge est maximisée grâce à la puissance accrue et au rendement élevé du module de récolte. Cependant, cette action diminue la couverture et nécessite donc davantage de drones. Il faut donc trouver un compromis entre couverture et temps de

§. <https://github.com/Zolertia/Resources/wiki/The-Z1-mote>

¶. <http://www.powercastco.com/wp-content/uploads/2016/12/P2110B-Datasheet-Rev-3.pdf>

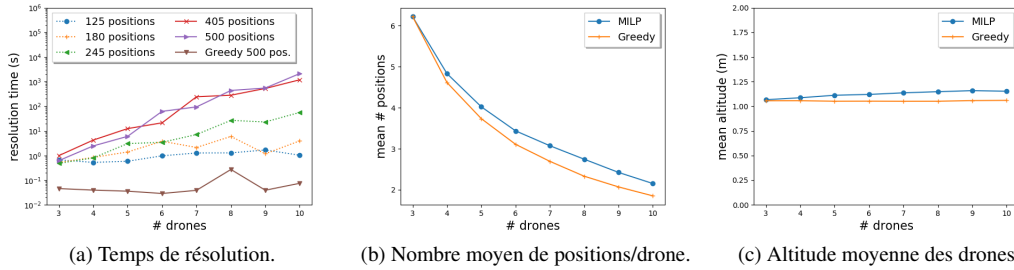


FIGURE 2: Temps de résolution et validation de l’algorithme glouton.

recharge. La figure 1c reflète le comportement du modèle en présentant la moyenne et l’altitude maximale des drones pour les scénarios examinés. Même s’il existe des positions sélectionnées à 3m (pour  $|J| = 125$  ou 250), ou 5m (pour un plus grand  $|J|$ ), l’altitude moyenne de toutes les positions sélectionnées dépassent à peine 1m. Cela montre que les positions de basse altitude sont promues par notre modèle.

**Passage à l’échelle** Nous comparons les performances du MILP avec l’algorithme glouton. La figure 2a présente le temps d’exécution du MILP pour différentes positions et populations de drones qui augmente exponentiellement avec le nombre de positions 3D. Au contraire, l’algorithme glouton résout quasi instantanément toutes les topologies. En effet, le temps d’exécution maximum de l’algorithme obtenu sur les topologies testées est de  $72ms$ . Néanmoins, l’approche gloutonne n’atteint le temps de recharge optimal que pour 8.2% des instances (pour 125, 180 et 245 positions); environ 17% des solutions sont 10% plus longues que l’optimal; et l’écart moyen à l’optimum est de 26.07%. Enfin, les solutions calculées par l’heuristique placent en moyenne les drones à une altitude plus basse, associé à un temps de recharge inférieur par position (figures 2b et 2c), la différence se jouant sur le nombre de positions visitées durant la recharge.

## 4 Conclusion

Nous avons présenté une formulation linéaire optimale du problème de positionnement et de planification des drones afin de minimiser le temps de réapprovisionnement en énergie des capteurs au sol. Nous avons également proposé un algorithme heuristique capable de résoudre de grandes instances en très peu de temps. L’originalité de notre travail réside dans l’objectif qui est la minimisation du temps de recharge étant donné un nombre fixé de drones. Les résultats montrent que l’altitude des drones est minimisée pour assurer de bonnes capacités de recharge, ce qui donne de bonnes informations pour l’analyse d’algorithmes pratiques distribués et de scénarios industriels. Nous aimerions enfin étendre ce travail en proposant un algorithme entièrement localisé, et en intégrant les trajectoires des drones dans le modèle.

## Références

- [LWN<sup>+</sup>15] X. Lu, P. Wang, D. Niyato, D. Kim, and Z. Han. Wireless networks with rf energy harvesting : A contemporary survey. *IEEE Comm. Surveys and Tutorials*, 17(2) :757–789, 2015.
- [ND17] N. Najeeb and C. Detweiler. Extending wireless rechargeable sensor network life without full knowledge. In *Sensors*, volume 17, 2017.
- [PLPL14] Y. Pang, Z. Lu, M. Pan, and W. W. Li. Charging coverage for energy replenishment in wireless sensor networks. In *11th IEEE ICNSC*, pages 251–254, April 2014.
- [ZD18] D. Zorbas and C. Douligeris. Computing optimal drone positions to wirelessly recharge iot devices. In *11th WiSARN*, April 2018.
- [ZQK<sup>+</sup>15] S. Zhang, Z. Qian, F. Kong, J. Wu, and S. Lu. P3 : Joint optimization of charger placement and power allocation for wireless power transfer. In *IEEE Infocom*, pages 2344–2352, April 2015.
- [ZRGD16] D. Zorbas, P. Raveneau, and Y. Ghamri-Doudane. On optimal charger positioning in clustered rf-power harvesting wireless sensor networks. In *19th ACM MSWiM*, pages 225–228, 2016.