

# Optimisation par colonies de fourmis appliqué au découpage de l'espace aérien européen en zones de qualification

Charles-Edmond Bichot, Jean-Marc Alliot

► **To cite this version:**

Charles-Edmond Bichot, Jean-Marc Alliot. Optimisation par colonies de fourmis appliqué au découpage de l'espace aérien européen en zones de qualification. RIVF 2005, 3ème Conférence Internationale en Informatique - Recherche, Innovation & Vision du Futur, Feb 2005, Can Tho, Vietnam. hal-01021740

**HAL Id: hal-01021740**

**<https://hal-enac.archives-ouvertes.fr/hal-01021740>**

Submitted on 20 Nov 2014

**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.

# Optimisation par colonies de fourmis appliqué au découpage de l'espace aérien européen en zones de qualification

Charles-Edmond BICHOT      Jean-Marc ALLIOT

*LOG (Laboratoire d'Optimisation Globale) CENA/ENAC  
7, avenue Edouard Belin 31055 Toulouse cedex, FRANCE*

## Résumé

L'espace aérien est décomposé en secteurs géographiques élémentaires nommés secteurs de contrôle. Ces secteurs sont regroupés en zones de qualifications sur lesquels les contrôleurs aériens sont qualifiés à exercer leur métier. Pour accroître la sécurité du transport aérien, nous étudions un redécoupage du ciel européen en zones de qualifications. Le but de cet article est de présenter la méthode d'optimisation par colonies de fourmis et son application au problème du découpage de l'espace aérien. Nous introduirons aussi la percolation qui nous servira en tant que méthode d'initialisation des colonies de fourmis, et nous comparerons les résultats obtenus par ces méthodes avec ceux obtenus par une métaheuristique de référence, le recuit simulé.

## 1 Introduction aux colonies de fourmis

Le principe de l'optimisation par colonies de fourmis est apparu au début des années 1990. Il est dû aux chercheurs M. Dorigo, V. Maniezzo et A. Colnani qui expliquent leur théorie dans un [article fondateur \[MDC96\]](#). Article dans lequel ils proposent une nouvelle approche pour l'optimisation stochastique combinatoire et mettent en avant la rapidité de leur nouvelle méthode à trouver des solutions acceptables tout en évitant des convergences prématurées. Ils qualifient leur méthode de versatile (elle peut s'appliquer à des versions similaires d'un même problème), robuste et bien sûr basée sur une population d'individus.

L'optimisation par colonies de fourmis s'inspire

du comportement des fourmis lorsque celles-ci sont à la recherche de nourriture. Les fourmis en se déplaçant déposent des phéromones, substances olfactives et volatiles. Chaque fourmi se dirige en tenant compte des phéromones qui sont déposées par les autres membres de la colonie. Les fourmis choisissent leur chemin de manière probabiliste. Comme les phéromones s'évaporent progressivement, le choix probabiliste que prend une fourmi pour choisir son chemin évolue continuellement. Ce mécanisme de choix des chemins peut être illustré par l'exemple figure 1.

À  $T=0$ , 32 fourmis sont en D et 32 autres en B. Le choix du chemin à suivre entre H et C est complètement aléatoire puisqu'il n'y a encore aucune phéromone sur ce chemin. Chaque groupe de fourmis se divise donc en deux parties égales qui déposent chacune 16 phéromones sur leur chemin. À  $T=1$ , 32 nouvelles fourmis se présentent en D et 32 autres en B. Mais pendant ce temps, les 16 fourmis parties de D en passant par C sont arrivées en B, de même les 16 autres parties de B en passant par C sont en D. Il y a donc  $16 + \frac{16}{2} = 24$  phéromones qui indiquent le chemin en passant par C. Ces  $\frac{16}{2} = 8$  phéromones sont dues à l'évaporation. De l'autre côté, les 16 fourmis parties de D et les 16 autres parties de B se retrouvent en H. Il n'y a donc que  $\frac{16}{2} = 8$  phéromones qui indiquent en D comme en C le chemin en passant par H. Les nouvelles fourmis vont donc majoritairement choisir le chemin par C. C'est ce que l'on voit à  $T=2$ .

Dans l'exemple précédent, les phéromones s'évaporent de moitié à chaque nouveau pas d'horloge. Mais le schéma de décroissance peut être différent, c'est l'un des paramètres de modulation des colonies de fourmis avec le nombre de fourmis.

## 2 Le problème du découpage de l'espace aérien

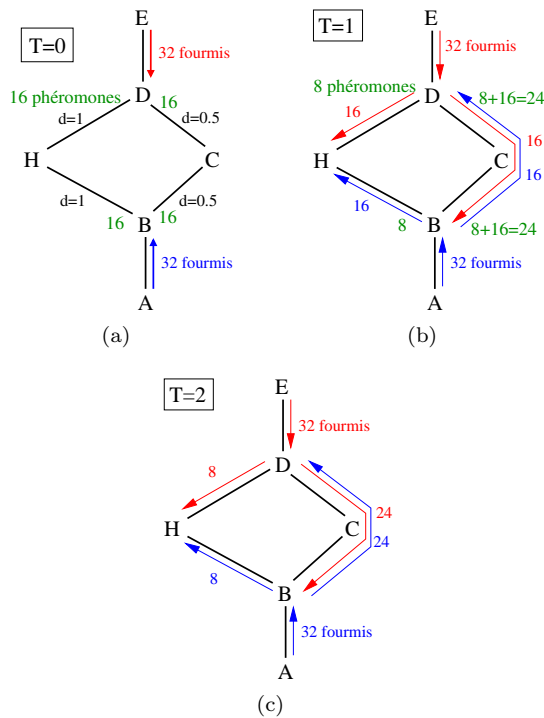


FIG. 1 – Un exemple de la stratégie des colonies de fourmis, le contournement d'obstacles

- (a) Le schéma initial avec les distances, 32 fourmis arrivent en D et en B. Pas de phéromones, les fourmis choisissent une direction de manière aléatoire.
- (b) A  $t=1$ , évaporation des phéromones, arrivée en B des fourmis passées par C.
- (c) Les fourmis sont allées majoritairement dans la plus courte branche.

L'espace aérien est décomposé en secteurs géographiques élémentaires nommés secteurs de contrôle. Ces secteurs sont regroupés en zones de qualification. Les contrôleurs aériens sont qualifiés pour une zone spécifique. Les contrôleurs, lorsqu'ils contrôlent un ou plusieurs secteurs, ont une charge de travail qui dépend de trois facteurs, la surveillance du trafic, la résolution des conflits ou conflits potentiels et la coordination entre secteurs [All96][Del95]. Dans ce dernier cas, un stress plus particulier s'impose au contrôleur lorsqu'il doit gérer des échanges de trafic important entre un secteur de sa zone de qualification et celui d'une autre zone. Ceci est dû principalement au fait qu'il ne connaît pas aussi bien les secteurs hors de sa zone que ceux qui y appartiennent. Parallèlement, une bonne gestion des coordinations entre zones peut diminuer le risque de conflits et de conflits potentiels que le contrôleur doit gérer.

Dans cette étude nous travaillerons sur l'ensemble des données de trafic européen disponibles au LOG, à savoir 125 jours de données plan de vol réparties entre juillet 2001 et septembre 2002. Nous utiliserons la modélisation des flux<sup>1</sup> entre secteurs introduite en [Bic04] pour calculer les masses aux frontières et les masses internes des zones de qualification. La masse interne est la somme des flux échangés entre secteurs d'une même zone, alors que la masse aux frontières est la somme des flux entre secteurs d'une zone et secteurs connexes<sup>2</sup> hors de cette zone.

Nous allons appliquer l'optimisation par colonies de fourmis au découpage de l'espace aérien en nouvelles zones de qualifications. Mais pour que les résultats soient exploitables, il faut que les critères à optimiser soient judicieusement choisis [JMA02]. Pour cela nous avons défini trois contraintes que doit satisfaire le critère que nous cherchons :

1. Toutes les zones doivent avoir le moins de flux aux frontières et les plus petits flux aux frontières possibles

<sup>1</sup> Nous appelons flux le nombre d'avions passant d'un secteur à un autre, ou encore du sol à un secteur et inversement.

<sup>2</sup> Deux secteurs sont connexes si et seulement si ils ont une frontière commune

2. La concentration des flux importants doit se situer à l'intérieur des zones
3. Les différentes zones doivent être homogènes entre elles

Ces contraintes nous ont amené à définir trois critères. Le premier de ces critères, que nous appelons le critère total cherche à satisfaire les deux premières contraintes. Ce critère permet aussi à toutes les zones d'être représentées, c'est à dire à ce que les masses respectives des différentes zones soient présentes dans le critère.

$$C_{total} = \sum_{\{zones\}} \frac{masse\_aux\_frontieres(zone)}{masse\_interne(zone)}$$

Nous avons aussi défini le critère partiel qui satisfait la troisième contrainte.

$$C_{partiel} = \frac{\min_{\{zones\}} masse\_aux\_frontieres(zone)}{\max_{\{zones\}} masse\_interne(zone)}$$

Enfin, nous avons introduit le critère somme afin de concilier toutes nos contraintes en un seul et même critère.

$$C_{somme} = C_{partiel} + C_{total}$$

Le critère somme nous donne l'énergie du découpage de l'espace aérien. Nous utiliserons exclusivement ce critère dans le reste de cet article pour évaluer l'énergie d'un état, c'est à dire l'énergie d'un découpage aérien en zones de qualifications. Nous cherchons le ou les états d'énergies minimales ou optimum, ce qui correspond donc au meilleur découpage en zones de qualification possible.

### 3 Adaptation des colonies de fourmis au découpage de l'espace aérien

Nous avons adapté la méthode d'optimisation par colonies de fourmis à notre problème de découpage de l'espace aérien en zones de qualification. En premier lieu, nous avons considéré que chaque zone de qualification était le territoire d'une colonie de fourmis. Les différentes colonies sont mises en concurrence sur l'appartenance d'un territoire

et de la nourriture qui est dessus ; la nourriture représentant le trafic entre secteurs. Pour garder leur territoire, les fourmis doivent créer des liens forts avec lui sous forme de phéromones. Ainsi un secteur appartient à la colonie qui possède le plus de phéromones le désignant. Les fourmis se déplacent les unes après les autres, zones après zones. Les fourmis pour se déplacer suivent les phéromones qui marquent un chemin entre deux secteurs avec une certaine probabilité comme expliqué figure 1, à laquelle vient s'ajouter une probabilité fixe notée  $P_f$  pour n'exclure a priori aucuns secteurs. Une fois le déplacement effectué, on regarde l'énergie du nouvel état. Si cette énergie est inférieure ou égale à l'énergie précédente, on garde l'état ; sinon l'état est conservé avec une probabilité qui suit la loi de Boltzmann :

$$h_k(x_{k+1}|x_k) = \exp^{-\frac{E(x_{k+1})-E(x_k)}{T}}$$

Où  $x_k$  représente l'état précédent et  $x_{k+1}$  l'état suivant,  $E(x_k)$  l'énergie de l'état  $x_k$ , et  $T$  une constante qui permet d'ajuster les probabilités.

Une fois tous les déplacements effectués, une certaine quantité de phéromones est évaporée en fonction du temps et d'un paramètre  $t_{max}$ . Le paramètre  $t_{max}$  fixe la durée de vie d'une phéromone. Lors du déplacement d'une fourmi, on ne tient pas compte des phéromones placés au même « tour ». La quantité de phéromones signalant un chemin entre deux secteurs se calcule donc ainsi :

$$f(A \rightarrow B) = \sum_{t=1}^{t_{max}} \frac{Pheromones\_deposees\_il\_y\_a(t)}{t}$$

De par la nature de l'optimisation par colonies de fourmis, la construction d'une zone de qualification se fait par « connexité » des secteurs. En effet, une fourmi ne se déplace d'un secteur que vers un de ses voisins. Pourtant la connexité n'est pas forcée, en effet, rien n'interdit qu'une colonie soit divisée en deux parties par d'autres colonies. Les résultats obtenus montrent cependant que les zones de qualifications sont toujours connexes lorsque l'on utilise notre implémentation des colonies de fourmis. Ceci est dû au fait que les zones connexes sont d'énergie plus faibles, l'algorithme s'y engouffre trop rapidement, sans pouvoir en sortir. Ce problème n'apparaît pas si l'on utilise une autre métaheuristique comme le recuit simulé. En revanche, le convexité

dans une zone de qualification n'est pas assurée. Une zone convexe n'est pas en général de moindre énergie qu'une zone connexe. Par ailleurs, le fait d'obtenir « naturellement » des zones connexes est en soit la preuve que l'algorithme fonctionne de manière assez satisfaisante puisque l'ont arrive à des zones de plus faible énergie et donc à un état de faible énergie.

Les variables qui sont utiles à notre implémentation de l'optimisation par colonies de fourmis sont assez nombreuses, il y en a quatre au total. Ces variables sont les suivantes :

- Le nombre de fourmis par colonies
- $t_{max}$  qui fixe la durée de vie d'une phéromone
- Une constante  $T$  qui permet d'ajuster les probabilités
- La probabilité fixe  $P_f$  qui permet de n'exclure aucun secteur

## 4 Complexité

Notre problème consiste à trouver la configuration d'énergie minimale du découpage de l'espace aérien européen en zones de qualification. Notre espace de recherche est donc inclus dans l'ensemble des partitions en  $p$  parties (ou  $p$  zones de qualifications) d'un ensemble à  $n$  éléments (ou encore  $n$  secteurs). Nous pouvons donc borner par valeur supérieure la taille de notre espace de recherche.

Soit  $N_{n,p}$  le nombre de partitions contenant exactement  $p$  parties d'un ensemble  $E_n$  à  $n$  éléments. On peut construire l'ensemble des partitions d'un ensemble à  $n$  éléments à partir de celui obtenu pour  $n-1$  éléments. Ainsi une partition de  $E_n$ , soit admet  $\{n\}$  comme singleton, soit a l'élément  $n$  dans une partie de plus d'un élément. Si  $\{n\}$  est singleton, alors on a  $N_{n-1,p-1}$  partitions possibles. Sinon, on passe d'une partition contenant  $p$  parties de  $E_{n-1}$  à  $p$  différentes partitions (contenant toujours  $p$ -parties) de  $E_n$  en ajoutant l'élément  $n$  à chacune des  $p$ -parties de cette partition. On obtient alors :

$$N_{n,p} = N_{n-1,p-1} + p N_{n-1,p}$$

On peut calculer cette formule :

$$N_{n,p} = \sum_{k=0}^p (-1)^k \frac{(p-k)^n}{k! (p-k)!}$$

Ainsi pour le découpage des 147 secteurs français en 7 zones de qualifications, nous n'obtenons

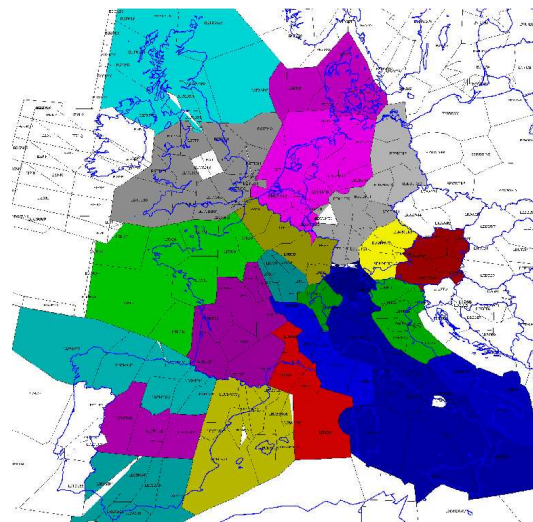


FIG. 2 – Découpage du ciel aérien européen (« country core area » [CEB]) en zones de qualifications début 2002 au FL360 (altitude de 11km).

pas moins de  $N_{147,7} = 3.36 * 10^{120}$  partitions différentes. Ce qui nous laisse présager du nombre de partitions différentes pour le problème de découpage de l'espace aérien européen dans son ensemble.

Notre problème est un problème d'optimisation NP-difficile. Comme nous l'avons vu, notre fonction objectif n'est pas convexe. L'utilisation des méthodes classique d'optimisation combinatoire globale utilisant des heuristique n'est donc pas la plus adapté [Sia02]. La taille de l'espace de recherche de notre problème nous impose l'utilisation des métaheuristique comme méthode d'optimisation combinatoire à la résolution de notre problème. Nous avons donc choisi de le résoudre dans un premier temps en utilisant deux métaheuristicues, le recuit simulé et les colonies de fourmis.

L'initialisation de l'optimisation par colonies de fourmis est une phase primordiale. En effet, il faut savoir quel territoire donner à quelle colonie avant d'exécuter l'optimisation proprement dite. Nous avons commencé par utiliser un état totalement aléatoire, c'est à dire un état formé de zones de qualifications dont les secteurs sont pris au hasard parmi l'ensemble des secteurs disponibles de la zone d'étude. Nous travaillerons sur l'espace regroupant les pays concentrant le plus de trafic en Europe, espace aussi appelée « country core area » [CEB].

Cet espace comporte 762 secteurs, à titre de comparaison, il n'y en a que 147 en France. Ainsi, si un départ aléatoire n'est a priori pas trop handicapant pour une optimisation du ciel aérien français, il semble l'être beaucoup plus pour le ciel européen. Nous nous sommes donc intéressé à la percolation afin de résoudre le problème d'initialisation des colonies de fourmis.

## 5 La percolation

Au sens littéral, la percolation est l'écoulement d'un fluide à travers un solide poreux, tel qu'un filtre. L'étude de la percolation a été faite par MM. Broadbent et Hammersley qui ont introduit le terme de percolation dans un article fondateur [SB57] où ils définissent la percolation comme le modèle dual de celui de la diffusion. Dans le cas de la percolation comme dans celui de la diffusion, l'étude porte sur le processus de propagation aléatoire d'un fluide à travers un milieu. Mais alors que la diffusion s'applique au mouvement aléatoire d'un fluide dans un milieu déterministe, le modèle de percolation, au contraire, se définit par le mouvement déterministe d'un fluide à travers un milieu dont la structure est aléatoire. L'aléa ne se trouve plus dans le mouvement du fluide mais dans le milieu à travers lequel il évolue [Paj01] [Cou03].

Nous avons cherché à adapter le principe de percolation à notre problème. La percolation fonctionne par écoulement d'un fluide de proche en proche, il nous faut donc définir autant de secteurs d'écoulement initiaux, que de zones de qualifications. Au départ, ces secteurs initiaux constituent les zones. Puis un secteur connexe à une zone sera rattaché à cette zone en fonction d'un critère de choix déterministe reposant sur des informations variables entre deux secteurs connexes. Ces informations entre deux secteurs reposent sur la connaissance du flux entre ces secteurs, mais aussi sur les flux entre un secteur initial et les secteurs relais jusqu'à ces deux secteurs. Ces flux étant pondérés par la distance avec le site de départ. Cette notion de distance a un caractère aléatoire, puisque la distance entre deux secteurs est fonction du nombre de secteurs traversés pour passer de l'un à l'autre, or le chemin suivi pour déterminer cette distance est celui de la percolation, ce n'est donc pas forcément le plus court et il est changeant. Le chemin suivi

illustre bien pourquoi nous utilisons la percolation et non la diffusion.

Le choix d'un secteur à intégrer dans une zone déjà formée se fait en considérant pour un secteur donné tous ses secteurs connexes, puis en créant les liens qui unissent tous ces secteurs entre eux et en choisissant le lien le plus fort parmi les secteurs appartenant à des zones existantes. Le secteur sera alors intégré à cette zone. On calcule le lien d'un secteur  $S$  à une zone  $CEN$  de secteur initial  $C$  par la formule suivante :

$$lien(S, CEN) = \sum_{\text{Chemin de } C \text{ vers } S} \frac{flux(A \rightarrow B)}{2^d}$$

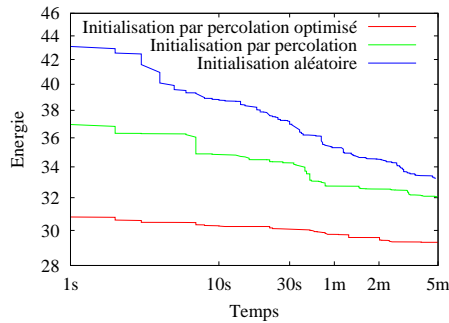
On divise par  $2^d$  pour tenir compte de l'éloignement au secteur origine de la zone.

Cette méthode avance par incorporation successive des secteurs. A chaque itération de la méthode, tous les secteurs d'une zone se voient appliquer cette méthode, ainsi un secteur appartenant déjà à une zone peut malgré tout changer de zone. On arrête la récursion lorsque tous les secteurs sont répartis dans les différentes zones et qu'aucun déplacement de secteur vers une autre zone n'est envisageable. Nous avons gardé le même critère d'énergie pour calculer la percolation puis pour réaliser le découpage de l'espace aérien avec les colonies de fourmis.

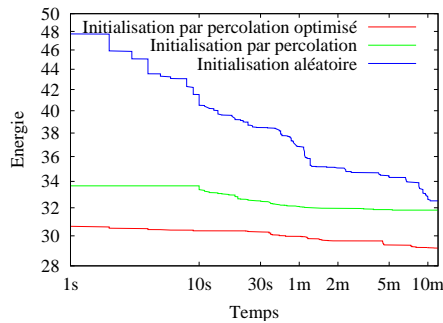
Pour optimiser un peu plus la percolation, nous avons utilisé une méthode de recuit simulé [Ing89]. Il s'agit d'obtenir une bonne distribution des secteurs de départ avant d'effectuer la percolation. A partir d'une distribution trouvée, l'énergie du nouvel état est calculé et l'état est accepté suivant le principe de la méthode de recuit simulé. La création du nouvel ensemble de départ se fait en déplaçant uniquement un seul de ses éléments, à savoir le secteur de départ de la zone la plus pauvre en énergie. Nous désignerons par la suite le nouvel ensemble de départ créé, par la percolation optimisée.

## 6 Utilité de la percolation

Nous avons cherché à évaluer les performances des colonies de fourmis pour les initialisations aléatoires, par percolation et par percolation optimisée par recuit simulé. Le schéma 3 nous montre différents résultats d'optimisation obtenus pour le découpage de l'espace aérien en 24 zones, avec 60 ou



(a)



(b)

FIG. 3 – Comparaison entre initialisation par percolation, percolation optimisée et initialisation aléatoire

(a) 24 colonies de 40 fourmis,  $t_{max} = 2$ ,  $P_f = 800000$  et  $T = 0.006$

(b) 24 colonies de 60 fourmis,  $t_{max} = 3$ ,  $P_f = 800000$  et  $T = 0.006$

40 fourmis par colonies, une évaporation rapide des phéromones de 2 ou 3 unités de temps.

Ces courbes traduisent l'orientation générale d'une optimisation par colonies de fourmis pour différentes initialisations. Nous remarquons tout de suite que l'initialisation par percolation prend avec la méthode des colonies de fourmis toute son importance. Même si l'énergie finale obtenue par une initialisation aléatoire est équivalente à celle obtenue par percolation simple, cette dernière réalise un de ses objectifs, à savoir obtenir en un temps moindre que pour le cas aléatoire des résultats équivalents. Mais le contraste est flagrant dans le cas de la percolation optimisé, puisque l'optimisation reste continuellement très éloignée par ces résultats des deux autres méthodes.

## 7 Les résultats obtenus

Nous allons dans un premier temps faire une étude des différents paramètres utilisés pour l'optimisation par colonies de fourmis, puis nous comparerons ces optimisations avec une méthode de référence en métaheuristiques, le recuit simulé.

### 7.1 Paramètres utilisés

Nous allons étudier la répercussion des quatre paramètres de notre implémentation des colonies de fourmis vu en 3, sur le découpage de l'espace aérien européen en 24 zones de qualification. Nous avons fait plus de 600 tests pour obtenir les résultats que nous allons présenter. Comme le nombre de paramètre est trop grand pour être présenté sur une unique courbe, nous avons divisé les tests en deux parties. Chaque valeur utilisée dans les schémas que nous allons maintenant présenter est la moyenne arithmétique de 4 tests, afin d'obtenir une représentation relativement fidèle de la réalité.

Dans la première partie des tests le nombre de fourmis par colonies a été fixée à 60. Nous avons donc fait varier les trois autres variables parallèlement. Nous nous sommes aperçu que la probabilité fixe  $P_f$  permettait un réglage de précision de l'algorithme une fois les autres paramètres fixés. Sa plage d'utilisation variant entre 8 et 40. Le schéma 4 nous montre les résultats obtenus en passant la durée de vie d'une phéromone de 2 à 8, puis à 32, et la constante  $T$  qui permet d'ajuster les probabilités

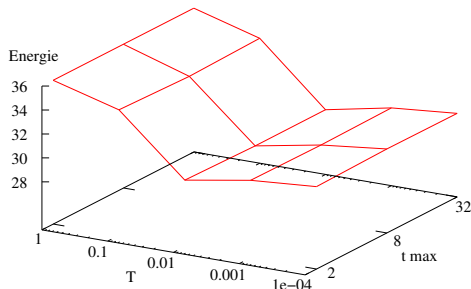


FIG. 4 – Variations de  $T$  et  $t_{max}$ , et répercussion sur la valeur du critère

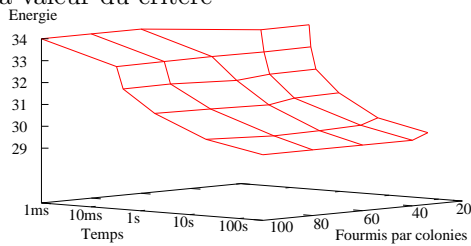


FIG. 5 – Vitesse d’optimisation en fonction du nombre de fourmis

entre 1 et 0.0001 par multiples de 10. Ce schéma montre bien l’importance de la variable  $T$  pour la convergence de l’algorithme. Ainsi l’utilisation de la variable  $T$  entre 0.03 et 0.005 est recommandée. Si l’on ne voit sur le schéma pas de différences entre les résultats obtenus pour les différentes valeurs de  $t_{max}$ , il y en a cependant une au niveau de la rapidité d’exécution de l’algorithme. Plus cette variable est grande, plus le temps de convergence augmente sans pour autant vraiment pénaliser les résultats de l’algorithme. Concernant la variable  $T$ , la convergence est de l’ordre de la milliseconde pour des valeurs proches de 0.1 et de la minute pour les valeurs inférieures.

Dans la seconde partie des tests, voir le schéma 5, nous avons fait varier le nombre de fourmis par colonies en utilisant les résultats du test précédent. On remarque que plus le nombre de fourmis par colonies est important, moins la courbure est forte, et donc converge lentement. Nous avons donc intérêt à choisir un nombre de fourmis par colonies relativement petit. Cependant, avec un nombre trop petit, l’algorithme peut ne plus converger vers des valeurs intéressantes. Nous devons donc modérer le choix du nombre de fourmis, une valeur de 20 four-

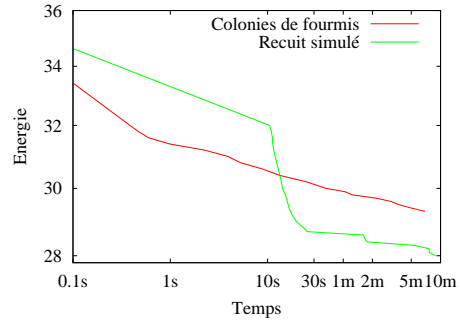


FIG. 6 – Vitesse des optimisations par recuit simulé et colonies de fourmis

mis par colonies nous semble un juste milieu.

Ainsi, un état d’énergie bas a plus de chance d’apparaître pour 20 fourmis par colonies, une durée de vie des phéromones moyenne d’environ 6 à 8 unités de temps, une valeur de  $T$  prise entre 0.03 et 0.005, et enfin  $P_f = 15$ . Ce sont ces valeurs qui ont été utilisées pour réaliser les comparaisons avec le recuit simulé que nous allons voir maintenant.

## 7.2 Comparaison avec le recuit simulé

Le recuit simulé est une métaheuristique classique, elle peut donc nous servir de base à une comparaison de performances entre méthodes d’optimisation. Nous ne rappellerons pas la méthode du recuit simulé dans cet article, voire plutôt [SKV83] et [Ing89], et nous ne détaillerons pas non plus l’adaptation du recuit au problème du découpage de l’espace aérien [Bic04].

Nous avons dû constater la nette supériorité du recuit simulé sur les colonies de fourmis dans le cadre de notre problématique. En effet, les meilleurs états obtenus par la méthode du recuit simulé ont une énergie inférieure de 14% à ceux des colonies de fourmis. La courbe 6 représente l’évolution de la vitesse d’optimisation de ces deux méthodes en fonction de l’énergie atteinte. Les différentes optimisations ont été réalisées par un processeur Intel Xeon cadencé à 2,80GHz, avec une RAM de 3Go. Pendant les 12 premières secondes, les colonies de fourmis sont plus efficaces que le recuit simulé, ceci est dû au fait que le recuit ne commence vraiment son optimisation qu’après un certain laps de temps.

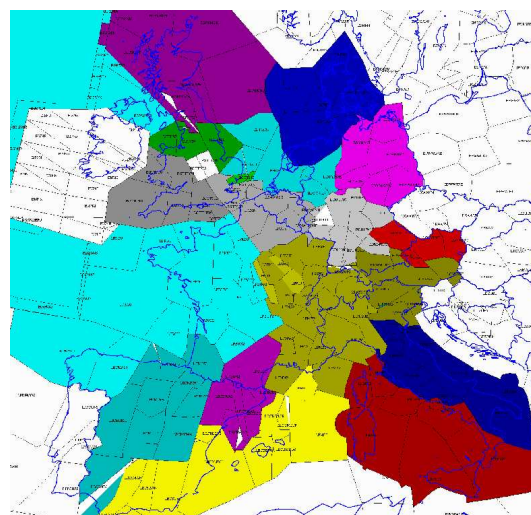
Enfin, si l’on veut faire une comparaison avec le



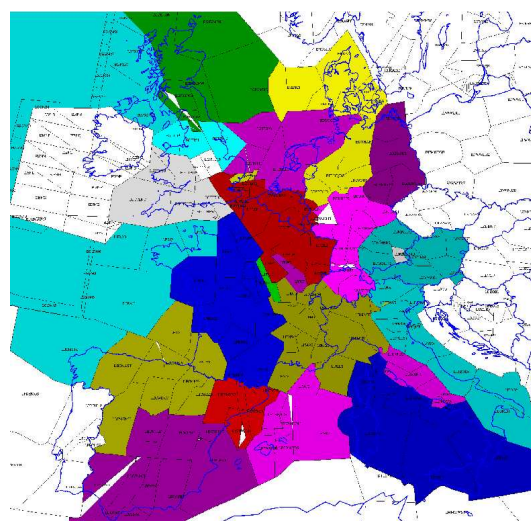
découpage actuel, nous ne devons plus prendre en compte le critère partiel à cause de la différence de taille des zones de qualification entre pays et de problèmes de traitement de données. Ainsi, si l'on ne tient plus compte que du critère somme, notre meilleur découpage, obtenu par recuit simulé, obtient une énergie de 44.03 à comparer avec l'énergie de 165.39 du découpage actuel.

## 8 Conclusion

L'optimisation par colonies de fourmis est un méthode encore peu utilisée car relativement récente. Cette méthode est complexe à mettre en place et son paramétrage est subtile comme nous le montre la section 3 . De plus l'initialisation peut jouer un rôle important tant dans la recherche des solutions, que du temps de calcul. Pour cela la méthode de la percolation c'est révélée très utile. La méthode des colonies de fourmis si elle procure des résultats intéressants est délicate à utiliser. Nous avons comparé les résultats obtenus entre colonies de fourmis et le recuit simulé, méthode classique d'optimisation. Ce dernier procure des résultats un peu plus satisfaisant. Ainsi l'utilisation des colonies de fourmis, comme toute les autres méthodes d'optimisation, dépend de la nature et de l'état de ce que nous voulons optimiser. L'utilisation d'une méthode plutôt qu'une autre est un choix important en optimisation, que se soit pour les heuristiques « classiques » mais aussi pour les métaheuristiques.



(a)



(b)

FIG. 7 – Optimisations obtenues pour le découpage de la « country core area » au FL360. Remarque : à cause de l'altitude, toutes les zones ne sont pas apparentes. Découpage pour :  
 (a) 24 zones de qualification  
 (b) 36 zones de qualification

## Références

- [All96] Jean-Marc Alliot. *Techniques d'optimisation stochastique appliquées aux problèmes du contrôle aérien*. PhD thesis, INPT, Mai 1996.
- [Bic04] Charles-Edmond Bichot. Optimisation du découpage de l'espace aérien par diverses métaheuristiques. Master's thesis, DEA Systèmes Informatiques, EDSYS, July 2004.
- [CEB] Jean-Marc Alliot Charles-Edmond Bichot. A theoretical approach to defining the european core area. Submission for ATM 2005.
- [Cou03] Alain Courgey. Laboratoire d'informatique algorithmique : Fondements et applications. Rapport d'activité UMR 7089, C.N.R.S. Université Denis Diderot Paris VII, 2003.
- [Del95] Daniel Delahaye. *Optimisation de la sectorisation de l'espace aérien par algorithmes génétiques*. PhD thesis, ENSAE, Juillet 1995.
- [Ing89] L. Ingber. Very fast simulated re-annealing. *Mathematical Computer Modelling*, 12(8) :967–973, 1989.
- [JMA02] Jean-Marc Pomeret Jean-Marc Alliot, Geraud Granger. Arithmetic simulation and performance metrics. In *Digital Avionics System conference*, 2002.
- [MDC96] V. Maniezzo M. Dorigo and A. Coloni. The ant system : Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B*, 26(1) :29–41, 1996.
- [Paj01] Stéphane Pajot. *Percolation et économie*. PhD thesis, Université de Nantes, Octobre 2001.
- [SB57] J.M. Hammersley S.R. Broadbent. Percolation processes i. crystals and mazes. *Proceedings of the Cambridge Philosophical Society*, 53(3) :629–641, 1957.
- [Sia02] Patrick Siarry. Application des métaheuristiques d'optimisation en électronique. *Techniques de l'Ingénieur, traité Recherche et Innovation*, RE(8), octobre 2002.
- [SKV83] C. D. Gelatt Jr. S. Kirkpatrick and M. P. Vecchi. Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598) :671–680, May 1983.