

La biologie au service de la logistique

Autor(en): **Taillard, Eric**

Objektyp: **Article**

Zeitschrift: **Ingénieurs et architectes suisses**

Band (Jahr): **127 (2001)**

Heft 11

PDF erstellt am: **11.07.2024**

Persistenter Link: <https://doi.org/10.5169/seals-80050>

Nutzungsbedingungen

Die ETH-Bibliothek ist Anbieterin der digitalisierten Zeitschriften. Sie besitzt keine Urheberrechte an den Inhalten der Zeitschriften. Die Rechte liegen in der Regel bei den Herausgebern.

Die auf der Plattform e-periodica veröffentlichten Dokumente stehen für nicht-kommerzielle Zwecke in Lehre und Forschung sowie für die private Nutzung frei zur Verfügung. Einzelne Dateien oder Ausdrucke aus diesem Angebot können zusammen mit diesen Nutzungsbedingungen und den korrekten Herkunftsbezeichnungen weitergegeben werden.

Das Veröffentlichen von Bildern in Print- und Online-Publikationen ist nur mit vorheriger Genehmigung der Rechteinhaber erlaubt. Die systematische Speicherung von Teilen des elektronischen Angebots auf anderen Servern bedarf ebenfalls des schriftlichen Einverständnisses der Rechteinhaber.

Haftungsausschluss

Alle Angaben erfolgen ohne Gewähr für Vollständigkeit oder Richtigkeit. Es wird keine Haftung übernommen für Schäden durch die Verwendung von Informationen aus diesem Online-Angebot oder durch das Fehlen von Informationen. Dies gilt auch für Inhalte Dritter, die über dieses Angebot zugänglich sind.

La biologie au service de la logistique

(LOGISTIQUE)

Les contraintes sans cesse croissantes auxquelles doivent répondre les entreprises, ainsi que les pressions de l'économie et des marchés imposent aux logisticiens la recherche de solutions nouvelles pour augmenter la rentabilité de leur société. Par exemple, l'introduction de la redevance liée aux prestations pour les poids lourds aura une influence non négligeable sur l'organisation du transport des marchandises et ce, notamment pour les PME dont les coûts liés aux véhicules représentent une partie importante des charges, en particulier les entreprises spécialisées dans la livraison et les services à domicile. Cela étant, des économies doivent être recherchées partout dans la chaîne de production et pas seulement aux extrémités (arrivée des matières premières et distribution du produit fini). Pour cela, on privilégie l'acquisition de machines plus flexibles, mais aussi plus complexes à utiliser.

Comment les personnes chargées de la gestion des machines ou de la planification des tournées de véhicules élaborent-elles des solutions rationnelles à ces problèmes? Il se trouve que des techniques inspirées de processus biologiques peuvent apporter des réponses tout à fait pertinentes. Et comme les questions à résoudre se modifient très rapidement avec l'évolution des techniques, un programmeur n'a guère le temps de devenir spécialiste d'un problème, ce qui lui permettrait de mettre au point une méthode heuristique *ad hoc*. Ces dix dernières années, les chercheurs se sont donc attachés à l'élaboration de méta-heuristiques, qui sont des ensembles de principes utiles pour la conception de nouvelles méthodes heuristiques. Ainsi, plutôt que de se cantonner à quelques domaines spécifiques, le programmeur spécialisé dans les méta-heuristiques pourra rapidement apprendre à résoudre à peu près n'importe quel problème d'optimisation combinatoire.

Dans cet article, nous présentons le fonctionnement de deux modèles méta-heuristiques, dont les principes sont basés sur des observations biologiques. Nous commencerons par le plus ancien, connu sous le nom d'algorithmes génétiques dans la littérature spécialisée, avant d'aborder un des plus récents, soit les colonies de fourmis artificielles.

Des techniques d'inspiration génétique

L'idée à la base des techniques d'optimisation génétiques [1, 6, 7]¹ s'inspire de l'évolution des êtres vivants. Au cours du temps, ces derniers se modifient sous l'influence du milieu, les espèces les plus vulnérables disparaissant pour laisser la place à celles qui présentent des caractéristiques plus favorables. Cette adaptation fait appel à quelques mécanismes bien particuliers:

- la reproduction favorisée des meilleurs individus d'une population,
- les mutations génétiques apparaissant au fil des divisions cellulaires,
- l'élimination des individus les plus faibles.

Depuis la nuit des temps, l'homme a su accélérer à son profit cette évolution naturelle: l'agriculture et l'élevage se

basent sur la sélection et le croisement de deux êtres vivants sexués, plantes ou animaux, selon un processus qui s'est encore perfectionné avec les manipulations génétiques, qui ne sont rien d'autre que des mutations artificiellement dirigées. À partir d'un exemple académique choisi pour la simplicité du propos, nous allons maintenant illustrer comment de tels modèles peuvent être transposés pour traiter des problèmes difficiles apparaissant en logistique.

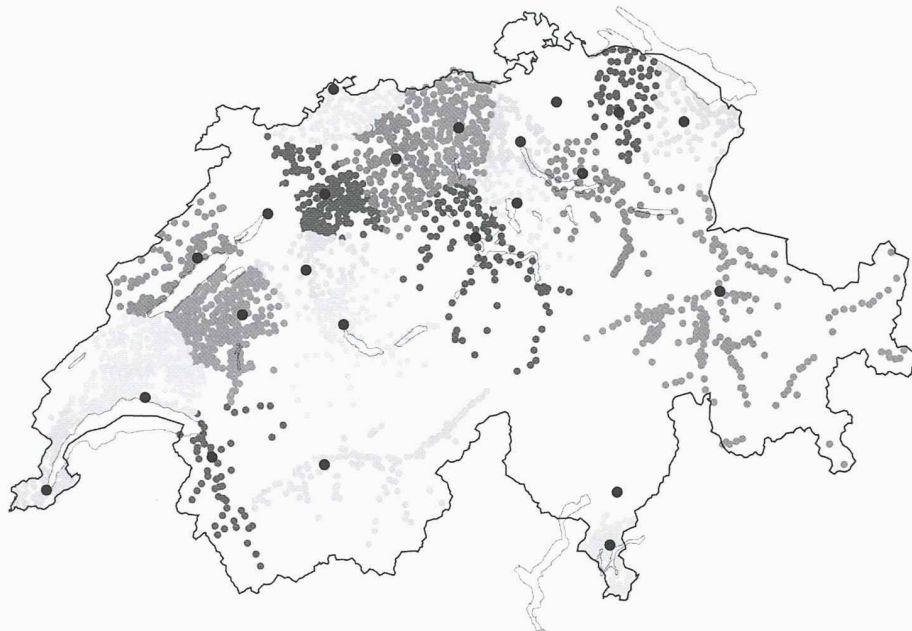
Les algorithmes génétiques

Supposons qu'une entreprise de distribution doive résoudre un problème touchant au placement de vingt-trois entrepôts en Suisse. Admettons aussi que ce chiffre résulte de raisons historiques et que l'entreprise, disposant actuellement d'un entrepôt par canton, souhaite dans un premier temps évaluer l'impact qu'aurait le déplacement de certains, sans en supprimer, ni en créer de nouveaux.

¹ Les chiffres entre crochets renvoient à la bibliographie en fin d'article.

Fig. 1: Placement de vingt-trois entrepôts en Suisse. L'objectif est de minimiser la distance totale (pondérée par la population) entre chaque localité et l'entrepôt le plus proche. Prouver que l'on a obtenu la meilleure solution possible est hors de la portée des programmes actuels. Il est donc nécessaire de recourir à des méthodes approchées, tels les algorithmes génétiques pour produire de bonnes solutions avec un effort de calcul raisonnable.

Fig. 2: Principe de fonctionnement des algorithmes génétiques. On sélectionne deux «individus» dans la population; à l'aide d'un opérateur de croisement on en construit un nouveau en mélangeant les «gènes» des deux «parents»; finalement, des mutations sont appliquées aux «gènes» du nouvel élément obtenu avant de l'intégrer dans la «population».



L'entreprise juge raisonnable de formuler le problème ainsi: dans quelles localités - parmi les quelques milliers de Suisse - doit-on placer un entrepôt de manière à minimiser la distance moyenne entre chaque localité et le dépôt qui lui est le plus proche?

Afin de tenir compte de la démographie, on associera à chaque localité un poids proportionnel à sa population. La figure 1 illustre un tel problème de placement d'entrepôts et des détails complémentaires sur ce type de questions et leurs méthodes de résolution se trouvent dans [2 et 9].

Si l'on veut résoudre le problème à l'aide de techniques d'inspiration génétique, il faut tout d'abord trouver une représentation de solution (les vingt-trois localités où un entrepôt sera placé) sous la forme d'une suite de gènes; cela peut se faire simplement en associant un gène à chaque localité où il y a un entrepôt. Par exemple, une solution d'un problème où l'on place trois entrepôts dans les villes 1, 4 et 5 parmi dix localités pourra être représentée par la suite (1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0), un 1 symbolisant la présence d'un entrepôt et un 0 son absence.

Il faut ensuite créer une population de solutions sur laquelle on simule le processus d'évolution des êtres vivants. Comme il s'agit ici de se substituer à Dieu, mais que notre connaissance est infiniment moins grande, on génère habituellement cette population de manière plus ou moins aléatoire. Dans celle-ci, on sélectionnera alors deux «individus» (en favorisant les meilleurs) que l'on fera se reproduire. Ce processus consiste à construire un nouvel «individu» en choisissant aléatoirement ses «gènes» dans ceux de l'un

ou l'autre de ses «parents». Par exemple, le croisement de la solution (0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0) avec celle donnée plus haut pourrait donner un premier «enfant» (1, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0) ou un autre «descendant» (0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0). Le point commun entre ces deux solutions est le placement d'un entrepôt dans la localité 5, car les deux «parents» ont un dépôt dans cette localité. Tous les «enfants» que l'on peut créer avec ces deux «parents» auront donc ce «gène» en commun.

L'étape suivante consiste à essayer d'améliorer le nouvel «individu» à l'aide de manipulations génétiques. Pour notre problème, cela revient, par exemple, à déplacer un entrepôt d'une localité à une autre. Dans le deuxième «enfant» généré plus haut, une de ces manipulations consisterait à déplacer l'entrepôt de la localité 9 dans la 10 pour obtenir la solution (0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1). Parmi toutes les modifications d'une solution on choisira celle qui est la meilleure. Finalement, la solution nouvellement créée est insérée dans la «population», en remplacement d'une autre moins bonne. La figure 2 illustre le principe de fonctionnement des algorithmes génétiques.

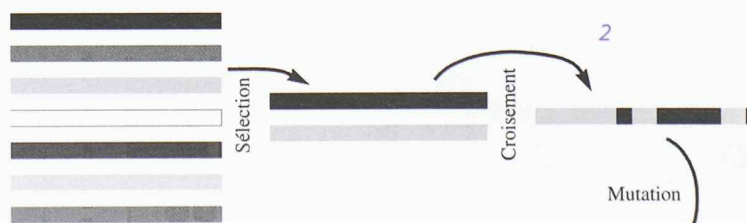


Fig. 3: Chemin réel créé par des fourmis

Fig. 4: Optimisation de trajet par des fourmis. Une fourmilière est reliée à une source de nourriture par deux tuyaux de longueurs différentes. Après une phase d'apprentissage, presque tous les insectes empruntent le chemin le plus court. Le phénomène peut être expliqué par le dépôt d'une substance chimique par les fourmis et par le fait que ces dernières suivent de préférence des chemins fortement marqués par cette substance.

On notera que cette technique ne nécessite que très peu de connaissances spécifiques au problème. Elle peut donc être appliquée à n'importe quel problème pour lequel une solution peut être représentée sous la forme d'un ensemble de «gènes» et pour lequel on peut évaluer la qualité d'une solution. Lorsque les contraintes du problème sont particulièrement ardues à satisfaire, il est possible d'appliquer cette technique en relaxant certaines contraintes, mais en faisant dépendre la mesure de la qualité d'une solution des éventuelles violations de contraintes.

Il peut paraître surprenant qu'un tel procédé apporte des solutions à des problèmes si complexes que même l'être humain se trouve incapable de les résoudre sans aide. Il est vrai que les méthodes vont en s'affinant. En effet, si les «mutations» proposées initialement étaient purement aléatoires, l'idée de les diriger - à l'instar des inquiétantes manipulations génétiques si médiatisées aujourd'hui - n'a été popularisée que récemment.

Comme la simulation informatique pose moins de problèmes éthiques et qu'elle est beaucoup moins risquée que les manipulations sur des êtres vivants, d'autres techniques sont également apparues qui n'ont pas leur équivalent biologique, telles le croisement simultané de plus de deux «individus» ou une gestion impitoyable de la «population» pour

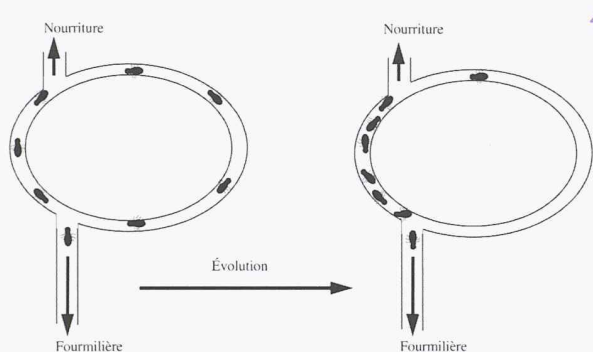
éviter les problèmes de «consanguinité». Pour être tout à fait précis, relevons que lesdites techniques sont réapparues, puisqu'elles ont été proposées, il y a bientôt un quart de siècle, sous le nom de «recherche par dispersion» [4, 5].

On peut dire que les algorithmes génétiques ont actuellement atteint un certain degré de maturité et que de nombreuses applications industrielles y font appel, qu'il s'agisse d'optimiser des processus ou de produire des solutions admissibles à des problèmes dont les contraintes sont particulièrement nombreuses et variées. Quelques exemples typiques d'application sont le séquençage d'opérations dans des processus de production, l'optimisation des tournées de véhicules, la conception de circuits VLSI, la gestion des horaires du personnel d'une entreprise, l'affectation de fréquences en téléphonie mobile, etc. Cela étant, les recherches dans ce domaine demeurent très actives, que ce soit dans l'analyse théorique du fonctionnement des algorithmes génétiques ou dans la conception et le test de nouvelles «manipulations génétiques».

Des colonies de fourmis artificielles...

En vous promenant, vous aurez sans doute déjà remarqué des chemins de fourmis (fig.3), dont la fréquentation et la rectitude sont comparables à celles de nos autoroutes un





4

week-end de Pâques. Il y règne en effet un trafic intense, qui connecte visiblement deux centres d'intérêt particuliers: la fourmilière et une source de nourriture. Sachant qu'une fourmi ne voit pas beaucoup plus loin que le bout de ses antennes et ne se déplace qu'aléatoirement dans un espace inconnu, comment nos hyménoptères peuvent-elles suivre de tels chemins? La réponse à cette question est relativement simple: les fourmis produisent des substances qu'elles déposent sur le sol et qu'elles ont la faculté de détecter et d'analyser avec leurs antennes. Appelées phéromones, ces substances sont donc porteuses d'information et une voie à grande circulation se crée par le dépôt de grandes quantités de celles-ci. Bien qu'invisible pour nous, un tel chemin est parfaitement marqué pour les fourmis.

Mais comprendre comment les fourmis suivent un chemin ne nous explique pas encore comment il a été trouvé. Pour cela, des chercheurs ont pensé à modéliser une fourmi sous la forme d'un processus au comportement aléatoire, mais biaisé. Ce dernier fonctionne de la façon suivante: la fourmi artificielle part de la fourmilière et se déplace aléatoirement. Tout en se déplaçant, elle dépose une petite quantité de phéromones pour pouvoir retourner en arrière lorsqu'elle le désire. Ayant trouvé une source de nourriture, elle rentre à la fourmilière tout en déposant une quantité de phéromones proportionnelle à l'intérêt de la source de nourriture. Naturellement, d'autres fourmis font de même simultanément, ce qui fait que lors de son déplacement aléatoire, une fourmi peut croiser des traces déposées précédemment: elle les suivra avec une probabilité qui dépend fortement de la quantité de phéromones déposée.

Les fourmis ayant trouvé un bon chemin vers une source de nourriture pourront faire l'aller-retour plus rapidement que celles ayant suivi un itinéraire tortueux. Ainsi, la quantité de phéromones déposée augmente-t-elle plus rapidement sur les bons chemins que sur les mauvais. Par conséquent, après

une phase d'apprentissage, toutes les fourmis finiront par choisir la voie la plus directe. À l'aide de ce modèle, il est possible d'expliquer comment ces insectes parviennent à optimiser leurs déplacements.

Ce modèle a été validé par des expériences sur des fourmis réelles (fig.4). La fourmilière est placée dans un récipient connecté à une source de nourriture par un tuyau. Celui-ci se sépare en deux branches qui se rejoignent non loin de la source. Si les deux branches sont de longueurs différentes, on observe effectivement que presque toutes les fourmis empruntent la plus courte après un certain temps. Si elles sont de même longueur, on pourrait penser que le trafic se répartira également dans les deux branches. En réalité, on constate que les insectes finissent presque tous par emprunter la même branche. Cela s'explique par le fait qu'un petit déséquilibre momentané dans les quantités de phéromones déposées dans les tuyaux ne fait que s'accroître au cours du temps. Un phénomène que l'observe également dans les simulations de fourmis artificielles.

La transposition de ces observations pour l'optimisation de problèmes combinatoires obéit au modèle suivant: on fait correspondre à chaque fourmi un processus de construction d'une solution, puis on associe une valeur à chaque élément dont une solution peut être constituée. Cette valeur sera l'analogue de la quantité de phéromone déposée sur le sol.

Pour obtenir des solutions de qualité acceptable, il faut bien entendu simuler de nombreuses fois le processus de construction d'une solution. Cependant, la puissance actuelle des ordinateurs personnels permet de construire des dizaines ou des milliers de solutions par seconde. Il est donc possible d'obtenir en quelques secondes ou en quelques minutes des solutions tout à fait acceptables en pratique. Le défi dans ce domaine reste l'optimisation en ligne où des décisions doivent être prises en une fraction de seconde. On peut imaginer que les recherches vont prochainement s'intensifier dans ce domaine. Pour des détails complémentaires sur les colonies de fourmis artificielles, voir [3 et 10], par exemple. Afin d'illustrer notre propos, nous ferons appel à un exemple d'application concret: la livraison de mazout.

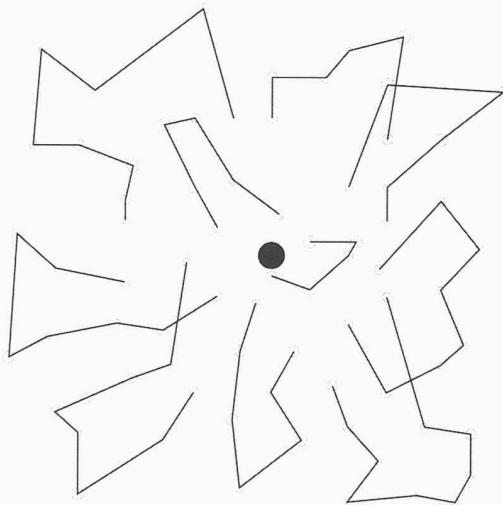
Rationalisation de livraisons de mazout

Après avoir placé vingt-trois dépôts de carburant dans toute la Suisse sur la base de certains critères, chacun des gérants d'un dépôt doit s'occuper de la livraison des commandes de mazout. Généralement, le processus est le suivant: un client téléphone à l'entreprise de distribution pour commander une quantité donnée d'huile de chauffage. Le vendeur doit alors fixer la date de la livraison ou une fenêtre

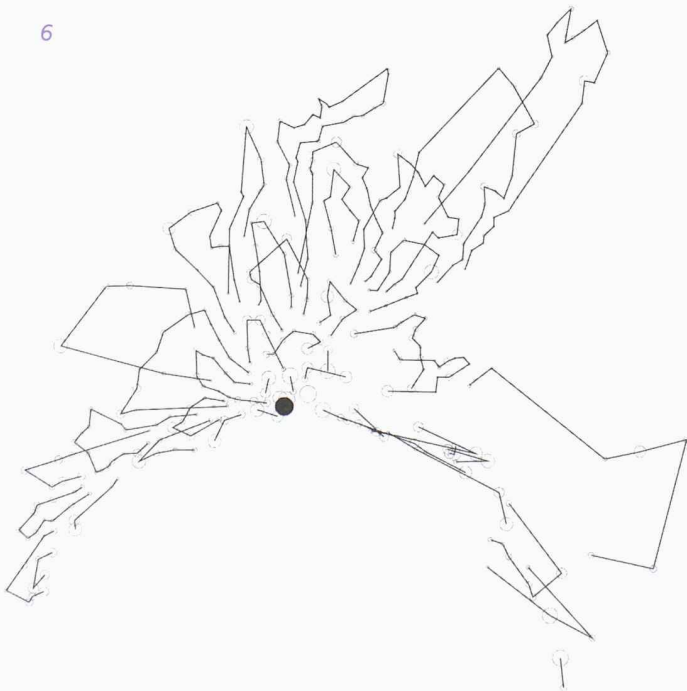
Fig. 5: Proposé il y a plus de vingt ans, ce petit problème académique de distribution de biens à septante-cinq clients n'a toujours pas livré tous ses secrets: il n'est pas encore prouvé que la solution proposée est optimale. Elle a été découverte en 1992 [8] à l'aide d'une méthode construite sur la base d'une méta-heuristique. Le grand disque noir représente le dépôt et les cercles, les clients. La surface de ces derniers est proportionnelle à la quantité demandée. Les trajets du dépôt au premier et au dernier client de chaque tournée ne sont pas dessinés pour ne pas surcharger le diagramme.

Fig. 6: Exemple de plan de livraison portant sur près de quatre cents clients situés dans le canton de Vaud. Le dépôt est situé non loin de Lausanne.

5



6



de temps pendant laquelle celle-ci doit avoir lieu. Il doit aussi s'informer des conditions d'accès à la citerne du client, soit de l'éventuelle limitation du poids des véhicules ou de la distance entre le lieu de stationnement du camion et la citerne, pour pouvoir déterminer la longueur minimale du tuyau nécessaire au remplissage, etc.

Les bulletins de commande sont ensuite transmis au planificateur des tournées des véhicules qui doit résoudre chaque jour, ou chaque demi-journée, un problème de livraison de biens. Ce type de problèmes est ardu (on ne connaît pas actuellement de méthode permettant de fournir la meilleure solution possible en un temps de calcul raisonnable) et, en pratique, le planificateur a beaucoup de mal à intégrer toutes les contraintes en jeu. Il adopte souvent des solutions dont la longueur des trajets est de 10% à 20% plus élevée que ce qu'il est possible d'obtenir avec des programmes basés sur des méta-heuristiques. La figure 5 donne un petit exemple de problème académique non encore résolu.

Voici comment on applique le modèle des colonies de fourmis artificielles au problème de la livraison de mazout. A chaque véhicule, on associe une fourmi, tandis que la fourmilière représente le dépôt. Puis, chaque fourmi se dirige aléatoirement vers un client qui n'a pas encore été desservi, mais en favorisant les destinations qui lui sont proches, et va de client en client tant que la capacité du véhicule qui lui est associée est suffisante. Lorsque celui-ci est vide, on retourne faire le plein au dépôt et on recommence. On construit ainsi une solution généralement très mauvaise - à l'image du chemin aléatoire emprunté par la première fourmi sortant de la fourmilière après l'hiver - mais on dépose quand même une petite quantité de phéromones sur chaque tronçon de route emprunté par les véhicules pour effectuer ces livraisons fictives.

Lors de la construction de nouvelles solutions, les fourmis choisiront le prochain client à desservir en prenant en considération la quantité de phéromones associée aux tronçons en plus de la longueur de ceux-ci. En répétant des centaines ou des milliers de fois ce processus de construction et en déposant lors de chaque construction une quantité de phéromones proportionnelle à la qualité de la solution produite, il est possible de planifier les livraisons beaucoup mieux que ce qui est réalisable à la main (fig. 6). Implantée pour la première fois en milieu industriel en 1996, cette technique est décrite de manière plus détaillée dans [3 et 10].

Conclusions

Aussi surprenant que cela puisse paraître, des phénomènes biologiques peuvent nous apprendre à apprendre. Naturellement, d'autres techniques d'apprentissage existent, parmi lesquelles les méta-heuristiques qui font actuellement l'objet de recherches soutenues sur le plan international. L'attention particulière portée à de tels modèles n'est pas étrangère aux succès obtenus dans la résolution de nombreuses applications industrielles.

À l'heure actuelle, ils constituent en effet la seule manière connue pour traiter de manière satisfaisante certains problèmes pratiques difficiles. La recherche dans ce domaine est donc fortement liée aux applications. L'École d'ingénieurs du canton de Vaud fait œuvre de pionnière au niveau des HES en proposant des cours d'aide à la décision et de méthodes générales d'optimisation dans la formation de ses ingénieurs informaticiens.

Bibliographie

- [1] BREMERMAN H. J., ROGHSON J., SALAFF S.: «Global properties of evolution processes» in Pattee H. H., Edelsak E. A., Fein L., Challahan A. B. (éditeurs): «Natural Automata and Useful Simulations», Macmillan, Londres, 1966, pp. 3-42
- [2] BRIMBERG J., HANSEN P., MLADENOVIC N. ET TAILLARD É. D.: «Improvements and Comparison of Heuristics for solving the Multisource Weber Problem», *Operations Research* 48 (1), 2000, pp. 129-135
- [3] GAMBARDILLA L., TAILLARD É. D. ET AGAZZI G.: «MACS-VRPTW: A Multiple Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows» in Corne D., Dorigo M. et Glover F. (éditeurs): «New ideas in optimization», Mc Graw Hill, 1999, pp. 63-76
- [4] GLOVER F.: «Heuristics for integer programming using surrogate constraints», *Decision Sciences* 8, 1977, pp. 156-166
- [5] GLOVER F. ET LAGUNA M.: «Tabu Search», Kluwer, 1997
- [6] MÜHLENBEIN H.: «Genetic algorithms» in Aarts E. et Lenstra J. K. (éditeurs): «Local Search in Combinatorial Optimization», Wiley, 1997, pp. 137-171
- [7] RECHENBERG I.: «Evolutionsstrategie: Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Information», Fromman, Freiburg, 1973
- [8] TAILLARD É. D.: «Parallel iterative search methods for vehicle routing problems», *Networks* 23, pp. 661-673
- [9] TAILLARD É. D.: «Heuristic Methods for Large Centroid Clustering Problems», rapport technique IDSIA-96-96, Lugano, 1996
- [10] TAILLARD É. D.: «An Introduction to Ant Systems» in LAGUNA M. et GONZÁLEZ-VELARDE J. L. (éditeurs): «Computing Tools for Modeling, Optimization and Simulation», Kluwer, 2000, pp. 131-144

INA, LE LABORATOIRE D'INFORMATIQUE APPLIQUÉE DE L'EIVD

Avec la création des HES, les écoles d'ingénieurs doivent remplir de nouveaux mandats dans les domaines de la recherche appliquée, du développement et des services aux tiers. À l'École d'ingénieurs du canton de Vaud, un institut, l'INA, vient d'être créé pour coordonner ces mandats en informatique. Au bénéfice d'une thèse portant sur une méthode générale d'optimisation soutenue à l'EPFL en 1993, Eric Taillard y travaille depuis 1999. Deux ans d'expérience au Centre de recherche sur les transports à Montréal, l'une des plus importantes institutions se consacrant à ce domaine en Amérique du Nord, puis un séjour dans un institut privé de recherche en intelligence artificielle à Lugano lui ont permis de suivre des projets industriels, notamment dans le domaine de la gestion des containers dans un grand port italien et dans la gestion des livraisons de mazout d'une importante entreprise tessinoise. Dans le cadre de la HES, il enseigne diverses branches en recherche opérationnelle tout en développant ses recherches sur les méta-heuristiques. Un de ses buts est d'offrir aux entreprises son expertise et de favoriser les transferts de technologie dans divers domaines, dont:

- l'optimisation de processus industriels
- l'élaboration de tournées de véhicules
- les systèmes d'information et la gestion de bases de données
- les interfaces graphiques.

Responsable: tél. 024 423 22 63