

TAO: Thème Apprentissage et Optimisation

Responsables : Marc Schoenauer & Michèle Sebag

Accord INRIA Université Paris-Sud 11

TAO

Membres

- ▶ 9 permanents : 2 DR, 1 Pr, 4 CR, 2 MdC
- ▶ 1 assistante
- ▶ 2 visiteurs : 1 Pr, 1 CR
- ▶ 14 doctorants
- ▶ 6 post-doctorants
- ▶ 2 ingénieurs

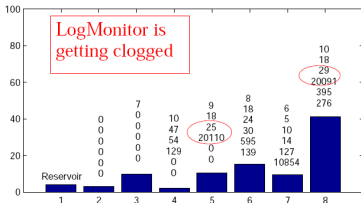
Thèmes de recherche

Synergie entre Apprentissage et Optimisation Stochastique

- ▶ Apprentissage statistique et décision optimale dans l'incertain
- ▶ Optimisation stochastique, convergence et bornes
- ▶ Applications : de MoGo à EGEE, de la robotique au trafic

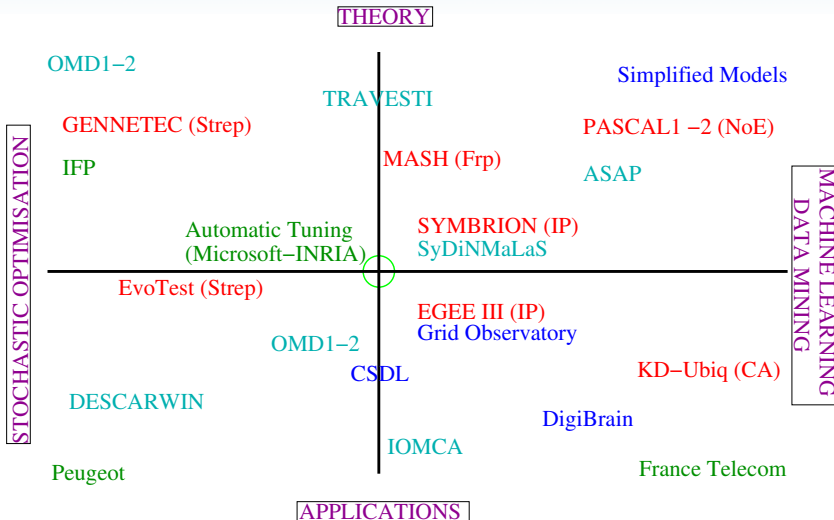
Points forts

- ▶ **MoGo** : champion de GO
première victoire avec les noirs en 9x9 contre un top pro 9P
- ▶ **CMA-ES** : champion d'optimisation continue globale (ACM-GECCO Wkshop)
- ▶ **Dérandomisation** des algorithmes stochastiques (*best paper*, ACM-GECCO'09 RWA)
- ▶ **Architectures bio-inspirées** de réseaux de neurones (*best paper*, EvoBIO'09)
- ▶ **Bandits manchots** pour l'optimisation adaptative (*best paper*, LION'09)
- ▶ **Autonomic Computing** :
vers un tableau de bord pour la grille EGEE.
Clustering data streams with Affinity Propagation





Axes et Position



Legende : Europe ANR Region Bilateral

Décision optimale dans l'incertain

Recherche Monte-Carlo Arborescente

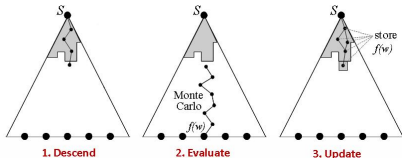
Itérativement

1. Choisir en chaque noeud un noeud fils
2. Evaluer le chemin hors de l'arbre connu
3. Mettre à jour les scores, ajouter le noeud

algorithme "anytime"

Bandits manchots

Monte-Carlo



MCTS



$$\text{Select } \arg \max \hat{\mu}_i + \sqrt{\frac{\log \sum_j n_j}{n_i}}$$

Être optimiste face à l'incertain
Algorithmes de Bandits Manchots

Monte-Carlo Tree Search

Applications

- MoGo
- Optimisation de code
- Active Learning
- Feature Selection
- News Web site

ICML 2007, Gelly PhD 07

ICML 2008

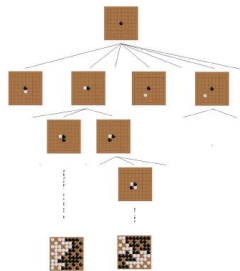
ECML 2009, Simplified Models

NIPS Workshop 2009

won OTEE Pascal Challenge

MoGo: au-delà de MCTS

- ▶ Bibliothèque d'ouvertures
- ▶ Expertise GO dans Monte-Carlo
- ▶ RAVE (Rapid Value Estimation)
- ▶ A aussi **battu en 19x19** un top pro 9P, handicap 7 et un pro 1P, handicap 6



Collaborations

INRIA-Sequel, U. Alberta, CMU, CEA DM2S, LRI Parall, Bull, Microsoft

Apprentissage par renforcement → MCTS

Contexte : Apprentissage supervisé

Erreur en généralisation minimale

- ▶ Apprentissage par renforcement inapplicable en pratique
- ▶ Approximation: un jeu à un seul joueur

Apprentissage Actif

Choisir un ensemble d'instances
à labeller par l'oracle

- ▶ Noeud == instance
- ▶ Instances labellées par $h \sim$
dans l'espace des versions

Sélection d'attributs

Choisir un ensemble d'attributs
pour décrire les exemples

- ▶ Noeud == attribut
- ▶ Ensemble évalué sur un
sous-ensemble des données

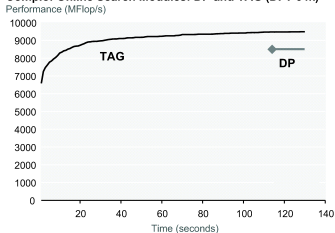
- ▶ Facteur de branchement → Elargissement progressif
- ▶ Couplage avec RAVE (Rapid Value Estimate)

Optimisation de code

Librairie SPIRAL (CMU) : Parallélisation de DFT

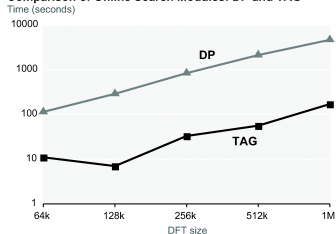
- ▶ Décomposition de la taille / hardware disponible
- ▶ Monte-Carlo sur un graphe → mettre à jour tous les ancêtres
- ▶ MCTS vs Programmation Dynamique

Comp. of Online Search Modules: DP and TAG (DFT 64k)



10 fois plus vite pour la même perf.

Comparison of Online Search Modules: DP and TAG



10% mieux pour le même temps

TAO

Perspectives :

- ▶ **Etendre les résultats de convergence à CMA-ES**
- ▶ **Surrogate models pour le multi-objectif**
- ▶ **Neurones profonds pour la vision**
- ▶ **Optimisation adaptative multi-modale**
- ▶ **Nouvelles applications des algorithmes de Bandits Manchots**

Merci