

Équipe STA

Évaluation AERES – 15 mars 2009

Présentation de l'équipe

Composition

Objectifs

Rayonnement

Partenariats

Forces et faiblesses

Projet

Eclairage sur un nouveau thème

Composition

Télécom ParisTech (3 Pr.; 4 MC ; 1 DE) M. Charbit, E. Moulines, F. Roueff; K. Abed Meraim , P. Bianchi, S. Cléménçon, J. Jakubowicz; G. Blanchet.

CNRS (2 DR; 4 CR) J-F. Cardoso, O. Cappé; G. Fort, A. Garivier, C. Lévy-Leduc, J. Najim.

Doctorants (28) A. Alaya, S. Barembruch, T. Ben Jabeur, H. Benoudnine, L. Berriche, M. Boulé, H. Bousbia-Slaah, N. Castaneda, J. Cornebise, M. Depecker, S. Filippi, J.F. Germain, F. Guilloux, Z. Harchaoui, I. Kacha, M. Karray, M. Kharouf, O. Kouamo, D. Lahat, A. Lung-Yut-Fong, N. Mahler, B. Mouhouche, G. Picard, T. Rebafka, L. Rigouste, N. Sokolovska, W. Soudene, T. Trigano.

Post-Doc (4); Sabbatiques (5) B. Benmammam, P. Etoré, J. Olsson, M. Zetlaoui, M. Taqqu, L. White, V. Reisen, S. Attalah.

Mouvements entre 2005 et 2009

Séjours sabbatiques externes

Juin 2007-Juin 2009 : K. Abed Meraim à l'Univ. de Sharjah.

Recrutements de permanents [thème] (Origine)

<u>Oct 2005</u>	[Séries temporelles] C. Lévy Leduc (Paris 11)
<u>Oct 2007</u>	[Apprentissage statistique] S. Cléménçon , A. Garivier (Paris 10/ INRA, Paris 11/ CMLA)
<u>Dec 2008</u>	[Statistiques distribuées] P. Bianchi , J. Jakubowicz (Sup-elec, CMLA)

Objectifs (1/3)

Modélisation et inférence statistique

Fortes interactions avec les mathématiques

pour le traitement de l'information

Une recherche méthodologique en prise avec les applications

Thèmes de recherche

1. Apprentissage statistique : 4 ANR (KERNSIG, MGA, TAMIS, BEMOL).
2. Méthodes statistiques pour l'astrophysique: 2 ANR (COSMOSTAT, ECOSTAT).
3. Traitement statistique du signal: 2 ANR (MalCom, SESAME).
4. Méthodes de Monte Carlo: 2 ANR (ADAP'MC, BigMC).
5. Séries temporelles: 2 ANR (OSCAR, SARAH).

Objectifs (2/3)

Domaines d'application [thème(s)]

- Fouille de données
- Communications numériques
- Poursuite, localisation
- Analyse de données en cosmologie
- Traitement statistique de mesures pour la physique expérimentale
- Détection d'anomalies
- Modélisation aléatoire de réseaux quantiques

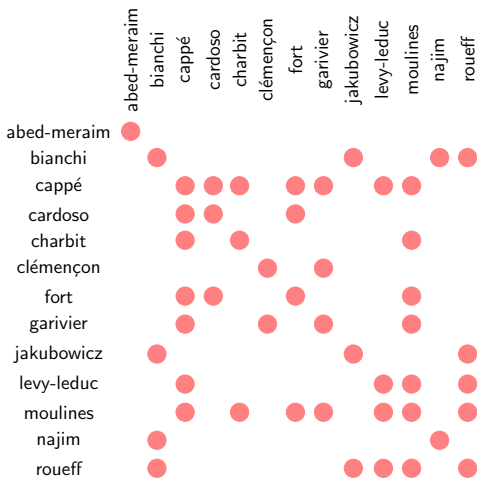
En particulier: 3 contrats bilatéraux (CSA, CS I2E), 8 thèses (FT R&D, Renault, CEA, DGA, Wavecom).

Objectifs (3/3)

Outils méthodologiques VS Thèmes

	<i>Appr. stat.</i>	<i>Stat. pour l'astro.</i>	<i>T. stat. du signal</i>	<i>Méthodes MC</i>	<i>Séries temp.</i>
Méthodes de Monte Carlo	●	●	●	●	●
Modèles à données latentes	●	●	●	●	●
Statistiques asymptotiques	●		●	●	●
Chaînes de Markov	●		●	●	●
Analyse en composante indépendantes		●	●		
Analyse en ondelettes		●			●
Grandes matrices aléatoires			●		
Théorie de l'apprentissage	●				
Modèles à mémoire longue					●

Collaborations au sein de l'équipe



Rayonnement

- **Forte production scientifique** : en moyenne **1.2** publications en revue et **1.6** en conférence par **personne** et par an sur la période
- **Un fort taux de publications en revues (43% du total)** : IEEE Trans. Signal Proc. (14); Stoch. Proc. App., Astronomy & Astrophysics (2x6); Annals Applied Probab., J. Time Series Analysis, Annals Statist. (3x5); Bernoulli (4); IEEE Signal Proc. Lett., Signal Proc., Eurasip JASP, MNRAS, Phys. Rev. D, IEEE Trans. Inform. Theory, Statist. & Comput., J. Statist. Planning Inference, Ann. IHP, IEEE Trans Image Proc. (2), ...
- Depuis 2007, présence régulière dans les conférences majeures de machine learning (6 NIPS, 2 ICML)

Rayonnement

- Participations à
 - **Des équipes éditoriales** : Bernoulli, ESAIM P&S, Stoch. Proc. Appl. (E. Moulines), J. Royal Statist. Soc., Ser. B. (O. Cappé)
 - **Des comités scientifiques** des grandes conférences nationales et internationales en traitement du signal et en apprentissage statistique : IEEE ICASSP, IEEE SSP Workshop et ICML, NIPS, ECML, CAP.
- **Organisation de rencontres scientifiques** : IEEE Statistical Signal Processing Workshop (2005), New directions in Monte Carlo Methods (2007).
- **Exposés invités et tutoriaux** dans les workshops : ICSPC (K. Abed Meraim), IAP Colloquium (O. Cappé), New Developments in MCMC (G. Fort), SAMSI Sequential Monte Carlo Methods (E. Moulines), Physcomnet (J. Najim)...

Partenariats (1/2)

Partenaires académiques

- Au sein du LTCI : équipes COMNUM, AAO, TII, MIC²
- En région parisienne
 - Mathématiques appliquées : Univ. Paris 10 Nanterre (MODAL'X), Univ. Paris 7 Denis Diderot (LPMA), ENS Ulm (TREC).
 - Traitement statistique pour l'astrophysique : Univ. Paris 7 Denis Diderot (ADAMIS), Institut d'Astrophysique de Paris.
 - Communications numériques : Univ. Paris-Est (IGM).
 - Apprentissage statistique : Univ. Paris-Dauphine (Cérémade), École des Ponts (CERMICS), ENS Ulm (WILLOW) et Cachan (CMLA).
- Coorganisation des séminaires joints: *séminaire parisien de statistique, Statistical Machine Learning in Paris (SMILE), séminaire BIG'MC...*

Partenariats (2/2)

Principaux partenaires industriels

- France Télécom R&D (5 thèses)
- Renault (2 thèses)
- CEA (2 thèses)
- DGA (2 post-doc)
- Dans la période récente, également banques (1 postdoc, 1 thèse) et PME (3 thèses)

Fort taux de succès à l'ANR

8 projets depuis 2005, principalement "programme blanc"

Enseignement

A Télécom ParisTech

Forte participation aux enseignements en probabilité, statistique et traitement du signal.

A l'extérieur

- M2 *Modélisation aléatoire* de Paris 7
- M2 *Ingénierie Mathématique* de Paris 11 Orsay
- ParisTech : Ponts, Polytechnique, ENSAE
- M2 *Mathématiques, Vision Apprentissage* de l'ENS Cachan
- M2 *Systèmes Avancés de Radiocommunication* (Supélec)
- M1 *Mathématiques de la Modélisation et de la Décision* de Paris-Dauphine

Forces et faiblesses : facteurs internes

Forces

- Ambition d'excellence scientifique
- Forte reconnaissance
- Variété des partenariats
- Renouvellement thématique
- Capacité de financement (ANR, CIFRE)

Faiblesses

- Difficultés de recrutement doctoral (vivier restreint, thèmes un peu marginaux dans l'école doctorale)
- Positionnement singulier au sein de l'Institut Télécom, manque de reconnaissance interne

Forces et faiblesses : facteurs externes

Opportunités

- Bon réseau francilien et forte attractivité susceptibles de favoriser le développement de l'équipe

Incertitudes

- Environnement en très forte évolution qui remet en cause les partenariats existants dans une logique "top-down"
- Devenir de l'équipe dans l'hypothèse d'un déménagement sur Palaiseau.

Projet (1/2)

Thématiques historiques

- Apprentissage statistique: dynamique **en progression**.
- Méthodes statistiques pour l'astrophysique: axe **très actif** à renforcer par un recrutement CNRS ?
- Traitement statistique du signal: axe majeur pour les **partenariats industriels**.
- Méthodes de Monte Carlo: axe **transversal** essentiel.
- Séries temporelles: **compétences fortes** à maintenir.

Projet (2/2)

Thématiques émergentes

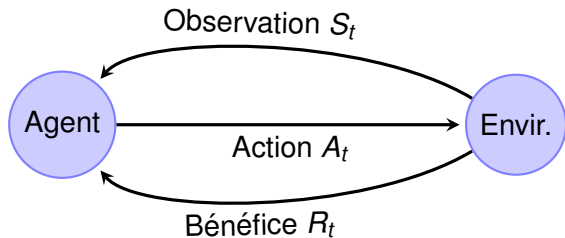
1. Processus de décision markoviens, apprentissage par renforcement (A. Garivier) : insertion naturelle en **apprentissage statistique** avec des applications et des outils **transversaux**: traitement statistique du signal, séries temporelles.
2. Traitement statistique collaboratif et distribué en grande dimension (P. Bianchi, J. Jakubowicz): en **synergie forte** avec la théorie des **matrices aléatoires**.

Présentation de l'équipe

Eclairage sur un nouveau thème

Qu'est ce que l'apprentissage par renforcement ?
MDP et POMDP

Apprentissage par Renforcement



dilemme
exploration
|
exploitation

- L'agent est acteur et pas spectateur
- A chaque instant t , il choisit une action $A_t \in A$ en fonction des observations et bénéfices passés $(S_s, R_s)_{s < t}$ pour maximiser son bénéfice cumulé $\sum_{t=1}^n R_t$
- Exemples: essais médicaux, robotique, proposition de contenu, publicité, internet mobile, ...

Problèmes de bandits

- Environnement constant
- Conditionnellement aux actions $(A_t)_{1 \leq t \leq n}$, les bénéfices $(R_t)_{1 \leq t \leq n}$ sont i.i.d. de moyenne μ_{A_t}
- But : jouer l'action a^* qui a le plus grand bénéfice moyen :

$$\mu_{a^*} = \max_{a \in A} \mu_a$$

- Mesure de performance : *regret cumulé*

$$R_n = \sum_{t=1}^n \mu_{a^*} - \mu_{A_t}$$

- Exemples : essais médicaux, channel sensing...

Upper Confidence Bound

- Algorithmes optimistes :

Fais comme si tu te trouvais dans l'environnement qui t'est le plus favorable parmi tous ceux qui rendent les observations assez vraisemblables

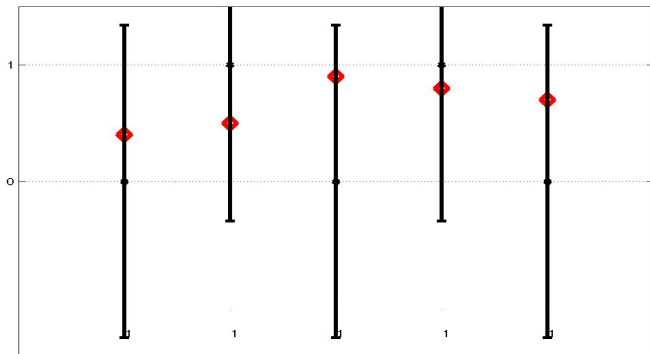
- Ici : UCB (Upper Confidence Bound) = établir une borne supérieure de l'intérêt de chaque action, et choisir celle qui est la plus prometteuse

⇒ le regret grandit comme $C|A| \log n$, où C dépend de

$$\Delta = \min_{\mu_a < \mu_{a^*}} \mu_{a^*} - \mu_a$$

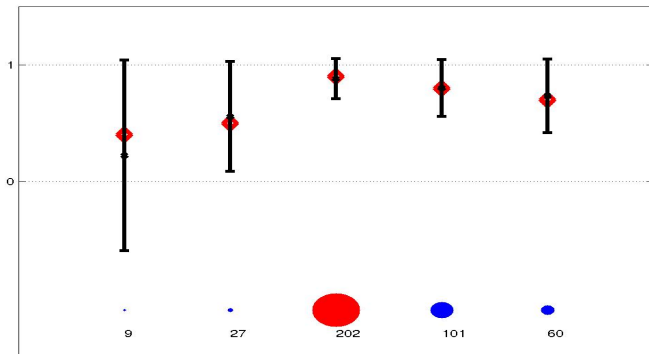
et c'est (presque) optimal

Upper Confidence Bound



Début

Upper Confidence Bound



Début

“Discounted UCB”

- Environnement non stationnaire : l'intérêt moyen μ_a de chaque action évolue brutalement dans le temps
- Motivation : channel sensing
- Idée simple D-UCB : introduire un facteur d'escompte dans l'estimation des performances
- Contribution : analyse de cet algorithme et proposition d'une variante

⇒ Equilibre biais-variance, étude de martingales auto-normalisées

Contrôle des martingales auto-normalisées

- $(R_t)_{t \geq 1}$ = i.i.d. tq $X_t \in [0, B]$ \mathbb{P} -p.s. et $\mu_t = \mathbb{E}[R_t]$.
- \mathcal{F}_t = filtration croissante tq $\sigma(R_1 \dots, R_t) \subset \mathcal{F}_t$ et $\forall s > t, R_s \perp \mathcal{F}_t$.
- $(\epsilon_t)_{t \geq 1}$ = suite \mathcal{F}_t -prévisible de variables de Bernoulli, $\gamma \in]0, 1[$
- $S_t(\gamma) = \sum_{s=1}^t \gamma^{t-s} R_s \epsilon_s, \quad M_t(\gamma) = \sum_{s=1}^t \gamma^{t-s} \mu_s \epsilon_s$
- $N_t(\gamma) = \sum_{s=1}^t \gamma^{t-s} \epsilon_s, \quad n_t(\gamma) = \sum_{s=1}^t \gamma^{t-s}$

Théorème: pour tout t et tout $\delta, \eta > 0$,

$$\mathbb{P} \left(\frac{S_t(\gamma) - M_t(\gamma)}{\sqrt{N_t(\gamma^2)}} > \delta \right) \leq \left[\frac{\log n_t(\gamma)}{\log(1 + \eta)} \right] \exp \left(-\frac{2\delta^2}{B^2} \left(1 - \frac{\eta^2}{16} \right) \right).$$

“GLM - UCB”

- Problème de bandit avec information contextuelle m_a sur chaque action a
- Modèle linéaire généralisé :

$$p_{\theta}(r|a) = \exp \left(r \langle \theta, m_a \rangle - b(\langle \beta, m_a \rangle) + c(r) \right)$$

- Permet de traiter les bénéfices binaires et entiers (régression logistique, Poissonnienne)
- Exemple : publicité sur internet
 - ⇒ le regret dépend de la *dimension du paramètre*, pas du nombre de bras

Processus de Décision Markoviens

- Le système est dans un état S_t qui évolue de façon markovienne :

$$S_{t+1} = f(S_t, A_t, U_t) \text{ et } R_t = g(S_t, A_t)$$

- Exemples : channel sensing, robotique, etc.
- Même en connaissant les paramètres, la politique optimale n'est pas évidente (*planification*)

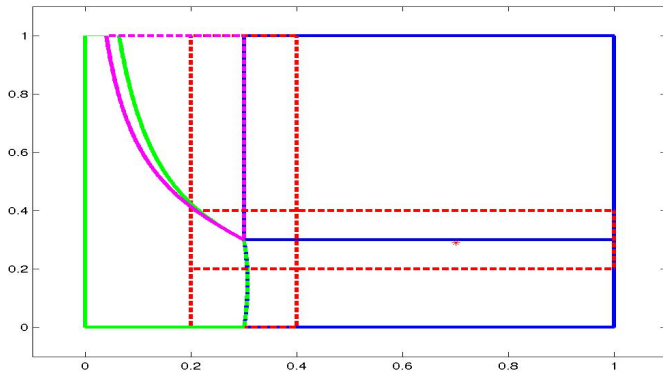
“Küllback-Leibler UCB”

- Stratégie optimiste : à chaque instant
 - Considère l'ensemble de tous les MDP (transitions + lois des bénéfiques) qui rendent les observations assez vraisemblables
 - Trouve celui dont la valeur est la plus grande
 - Joue *pendant un certain temps* selon la politique optimale de ce MDP
- Voisinages du maximum de vraisemblance : utilisation de l'*information de Küllback-Leibler*
- Même type d'inégalités sur les sommes auto-normalisées

POMDP : “Tiling Algorithm”

- L'état courant n'est pas directement observé
- Exemple : “optimal channel sensing” (on n'observe que le canal que l'on utilise)
- Cadre paramétrique, politique optimale connue selon la valeur des paramètres
- Pavage de l'espace des paramètres en *zones* et *frontières*
- Première phase : exploration jusqu'à la convergence dans une zone ou dans une frontière
- Deuxième phase : exploitation de la politique obtenue

POMDP : “Tiling Algorithm”



POMDP : “Tiling Algorithm”

