Présentation

Directions de recherche (notamment avec Rémi)

- Quelques directions auxquelles on a pensé
- Expliquées rapidement ici (pas encore bcp boulot dessus)
- Dites-nous ce que vous en pensez :
  - quelle(s) direction(s) favoriser
  - d'autres idées ?
  - dans quel ordre ?

> *Merci d'avance !*

Version poster de notre article CrownCom'17

- Déjà fait !
- Disponible en ligne $\rightarrow$ lbo.k.vu/JdD2017 (LaTeX et PDF) (Bitbucket non-officiel de l'équipe SCEE)
- Présenté bientôt par Rémi à la Journée des Doctorants (03 juillet 2017) @ Rennes (*que j'organise*)
- (?) Présenté par Lilian au Workshop on Decentralized Machine Learning, Optimization and Privacy (Sep 11-12, 2017) @ Lille

Version longue de notre article CrownCom'17 $\longrightarrow$ journal !

- Ajout explication algorithmes adversariaux, notamment Exp3 (presque OK)
- Ajout simulation comparant Exp3 et un SoftMax à UCB, Thompson etc (OK)
- Preuve détaillée/rigoureuse de l'utilisation des multiplicateurs de Lagrange pour le problème d'optimisation considéré (OK)
- Simulation si les objets dynamiques 📱 et statiques ☎️ ont différents taux d'activation p (ex. 📱 plus actif que ☎️), p_1, p_2
- Simulation si chaque taux d'activation est différent $p_k, k \in [S + D]$ (plus compliqué) ⚠️ application réaliste?

Version longue de notre article CrownCom'17 $\longrightarrow$ journal !

- Preuve ou justification que UCB / Thompson Sampling marche dans ce cadre non-*i.i.d.* : aucune idée ⚠️
- Et justification face à l'activation "discrète" : l'apprentissage de chaque objet a lieu "une fois de temps en temps" (activation $\sim \mathrm{Bern}(p_k)$), à des temps différents
- $\hookrightarrow$ *"sparse" learning* ? est-ce un truc connu ? (@Emilie?)

CrownCom'17 → journal !

Essayer avec plus de stations de base 📡 ?

- But : ajouter une dimension **spatiale** à l'apprentissage
  (mais les objets n'ont pas besoin de le savoir)
- Intuition : on obtiendra des regroupements automatiques, par "clusters" autours de chaque BTS 📡
- Cf. discussion plus bas sur le *"capture effect"* qu'on pourrait aussi considérer (un autre modèle de collision)
- ⚠️ ça fera peut-être trop pour la version journal
  (on ne peut pas tripler la taille de l'article !)

$\hookrightarrow$ Généraliser le regret "au cas IoT" ?

- K canaux, $M \gg K$ objets, avec des taux d'activation très faibles (activation Bernoulli, moyenne p)
- **Collisions** : perte de récompense si des objets utilisent le même canal en même temps (modèle classique)
- R_T classique est une $\mathbb{E}$ sur les récompenses ($\mathbb{E}_\mu$), peut-être doit-on considérer un autre regret ("sparse regret" ?)
  $\tilde{R}_T$ qui fasse aussi $\mathbb{E}$ sur les activations $\mathbb{E}_{\mu,p}$
- $\Longrightarrow$ Bornes inf / sup ?!
- *(je n'ai pas essayé pour l'instant)*

Idées pour améliorer des algorithmes de bandit

1. Être plus robuste face à des environnements "lentement dynamique" (de temps en temps, les distributions des bras changent vraiment) :
    - avec une fenêtre glissante
    - autorise à se remettre en cause "après avoir convergé"
    - ex : échelle de temps d'une semaine pour des objets communiquants
2. (pas encore d'autres)

Être plus robuste : *"fenêtre glissante"*

- Avec une fenêtre glissante de taille τ "moyenne", on garde une petite moyenne empirique $\hat{\mu}_k(t-\tau \dots \tau)$ (ou variance empirique)
- Si la petite moyenne devient trop éloignée de la moyenne complète ($|\hat{\mu}_k(t-\tau \dots t) - \hat{\mu}_k(0 \dots \tau)| \geq \varepsilon$), on remet les statistiques internes de l'algorithmes avec la petite moyenne
- 🔧 Peut être malin, mais dur de savoir comment choisir τ et ε : dépendent de la fréquence de changement (inconnue)...

Être plus robuste : *"fenêtre glissante"*

> Si la distribution des bras est connue, on peut lier les deux paramètres à un seul paramètre de "confiance" (@Rémi ?)

- Facile à coder pour un algorithme basé sur $\hat{\mu}_k(t)$ et $N_k(t)$ nb sélections du bras k (e.g., UCB, kl-UCB)
- Déjà testé : $\longrightarrow$ `Policies.SlidingWindowsRestart`
- Marche mal empiriquement... (*pour les valeurs essayées*, et impossible de savoir lesquelles peuvent marcher)
- Plus dur pour des algorithmes Bayésiens (demande l'historique de taille τ pour réinitialiser les posteriors avec l'historique partiel : consomme de la mémoire),
- et (je pense) impossible pour des algorithmes génériques...

On veut savoir si la qualité de service dans le canal sélectionné par notre algorithme d'apprentissage n'a pas trop baissé. Si c'est le cas, on va pouvoir relancer un apprentissage.

On va utiliser une moyenne flottante qui peut nous permettre d'estimer les paramètres du canal.

On a une première estimée de p la probabilité de succès dans le meilleur canal. On note $\hat{p}_{hist}$ cette estimée historique.

On fait une deuxième estimée $\hat{p}$ qui nous permet de savoir si notre estimée $\hat{p}_{hist}$ est toujours valide ou non. Si $\hat{p}_{hist} - \hat{p} > \epsilon$ (epsilon paramètre fixé de l'ordre de 0.05 0.1).

On veut savoir le nombre d'échantillons sur lesquels il faut faire la moyenne glissante pour avoir une moyenne suffisamment précise. Pour établir ce nombre de points, on se fixe le critère suivant: si p^* ne change pas, il faut que $P(\hat{p}_{hist} - \hat{p} > \epsilon) < \eta$ avec eta paramètre faible (10^{-3} par exemple). Je ne pense pas que changer η change énormément les paramètres.

On doit donc calculer la loi de $\hat{p}_{hist} - \hat{p}$. On note N le nombre de transmissions effectuées dans le meilleur canal (nombre d'échantillons utilisés pour l'estimée de $\hat{p}_{hist}$) et N' le nombre d'échantillons utilisés par la moyenne glissante, on a donc:

$$\hat{p}_{hist} - \hat{p} = \frac{\sum_{i=1}^{N} x_i}{N} - \frac{\sum_{i=N'}^{N} x_i}{N'}$$

En utilisant le Théorème de la limite centrale et après quelques calculs, sauf erreur de ma part, on obtient:

$$\hat{p}_{hist} - \hat{p} \sim \mathcal{N}\left(2p\frac{N'-N}{N}, \frac{p(1-p)N}{N'(N-N')}\right)$$

En estimant p on peut calculer notre intervalle de confiance.

Ce sont des premiers calculs, le raisonnement reste à affiner.

Autre idée : on/off de stations de base

> Apprentissage centralisé, doit couvrir tous les utilisateurs avec la plus faible consommation éléctrique possible...

- Suite Navik (& un peu Rémi).
- Approche combinatoire, bras = configuration des B stations de base : taille espace d'état $\propto 2^B$ 💥
- Passe pas à l'échelle avec un réseau "dense" ($B \geq 10$)
- Idée pour une approche moins coûteuse ?
  $\rightarrow$ "Bandit combinatoire" ? (@Emilie?)
- 💥 pas clair de savoir si on peut faire plus que ce qui a été fait (pas forcément intéressant)
- ⚠️ cadre applicatif réaliste ? (*je pense que oui*)

Autre idée : *"transfert learning"* avec des algorithmes connaissant T

- Si l'horizon T est connue, comme c'est le cas dans les utilisations de "transfer learning" (TL), ex. par Navik
- Alors autant utiliser des algorithmes qui exploitent T pour être plus efficace (ex kl-UCB+ ou UCB+)
- ApproximatedFiniteGHIndex semble être excellent dans ce cas (par Tor Lattimore, COLT 2016)
- Exemple : $T = 1$h ou $T = 1$ jour
- ⚠️ mais on a pas de **cadre applicatif** novateur ou vraiment intéressant... Idée ?! (@Christophe?)

Suite projets élèves

> 💥 On doit continuer et finir les projets des élèves

Rappels : 2 projets longs (Théo & Clément, Jihane & Salma), 2 projets courts... Presque rien des courts, mais les longs ont donné :

- émetteur/récepteur LoRa (modulation/démodulation) réaliste
- générateur traffic "interférant" aléatoire (configurable 🔧)
- station de base 📡 qui écoute et détecte sur K canaux
- $\Longrightarrow$ produire un beau démonstrateur avec GNU Radio pour *"MAB algorithms for real-world LoRa IoT networks"*
  - on peut en faire une démo à présenter (dans une conf' ?)
  - et un article (avec le nom des élèves mais fait par nous)

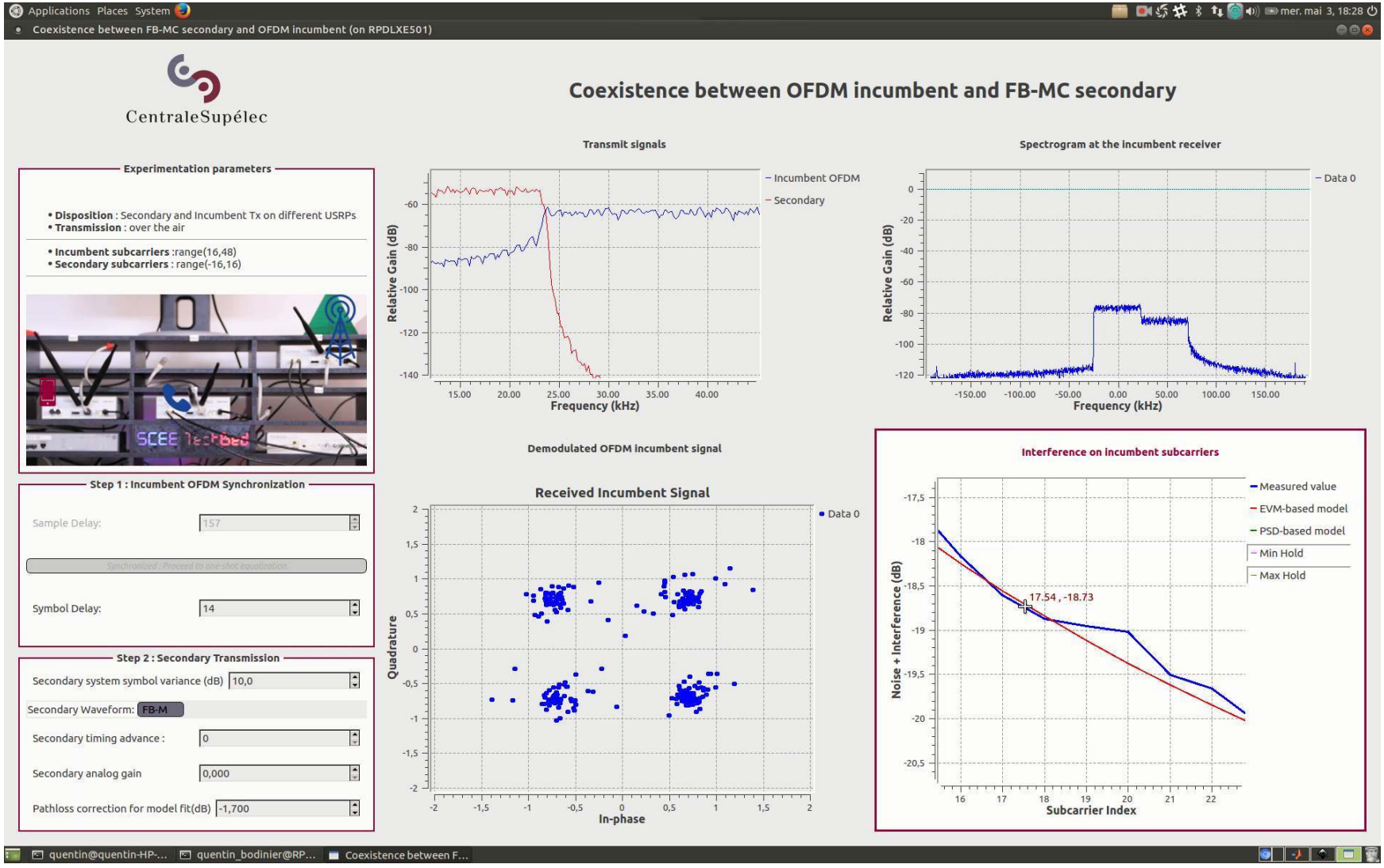
Suite projets élèves

- Rémi a déjà beaucoup avancé pour la partie LoRa
  (Jihane et Salma on fait du bon boulot)
- On fera ensemble l'objet intelligent qui s'insère dans le réseau
- On va pouvoir connecter facilement ma "grosse" collection d'algorithmes (banditslilian.gforge.inria.fr/docs/Policies.html)
- On va rédiger un mini-article présentant la démo, avec Rémi, Christophe et Lilian (et Emilie ?), et les 4 élèves (mais on n'espère pas de l'aide de leur part)

Suite projets élèves

- Démo : j'aimerai une interface graphique sexy ❤ (comme ce qu'a fait Quentin, lançable sans passer par GNU Radio)
- Contrairement à la démo ICC de Christophe, avec plusieurs algorithmes en parallèle, on veut un seul algorithme (un seul objet communiquant)
- Mais un large choix d'algorithme et de paramètre, qu'on puisse changer en cours d'expériences (en réinitialisant l'algo)
- Ex: pour vérifier de façon intéractive que UCB_α converge plus pour de petits α, que TS est plus rapide que kl-UCB etc...

Aperçu démo de Quentin : jolie interface ❤



Plusieurs stations de base (BTS 📡), collision selon le *"capture effect"*

> Un autre modèle de collision, plus complexe mais plus réaliste

- Plus un objet est près de la BTS, plus elle reçoit ses messages avec un SINR fort. La BTS peut décider de répondre seulement si SINR $\geq \theta$ (un certain seuil), ou juste à celui qui a le plus fort SINR (*"near-or-far" effect*)
- SNIR = $\propto P_R / (N + \sum_{\text{objet}} P_{R_i})$
- A distance d, l'interférence est souvent modélisée $\sim d^{-\alpha}$ (pour $\alpha \in [2, 5]$ selon le milieu ambiant)
- Modèle déjà implémenté (`closerUserGetsReward`) pour une distance (comme si SNIR $\propto d$, irréaliste mais simple)

Plusieurs stations de base (BTS 📡), collision selon le *"capture effect"*

- A faire : implémenter un modèle de collision selon le SNIR
- Mettre ≥ 2 BTS 📡 sur une carte 2D, répartir des objets 📱 sur la carte, aléatoirement (comme Navik)
- Montrer que les objets convergent vers des configurations orthogonales au sein de chaque cellule, et aux frontières des cellules aussi (cf. dessin au tableau)
    - (cf. répartition des fréquences pour la télé en "*large cells network*")
- *Intuition* : ça va marcher automatiquement sans trop de soucis
- 💥 Encore le même problème : prouver des garanties théoriques sur cette réussite empirique ne sera pas facile...

Fin

D'autres idées ?

Discussion

> *Merci*