Efficacité du handover vertical dans les réseaux sans fil

Pierre Coucheney

INRIA, LIG laboratory

Mai, 2008

Problème général

- Les utilisateurs ont accès à plusieurs réseaux pour envoyer et recevoir des informations.
- Le but est de chercher une affectation des utilisateurs aux réseaux afin d'optimiser des critères à définir, par exemple:
  - L'utilisateur ne doit pas avoir une meilleure qualité de service en changeant de réseau.
  - Le débit global est maximisé sous certaines contraintes.

Outline

1. Introduction
2. Problème considéré
3. Mécanisme d'apprentissage
4. Rendre les équilibres efficaces

Outline

1 Introduction

2 Problème considéré

3 Mécanisme d'apprentissage

4 Rendre les équilibres efficaces

Travaux de Marceau Coupechoux, Jean-Marc Kélif, Philippe Godlewski [MC08]

- Deux réseaux disponibles.
- Les utilisateurs arrivent à des temps aléatoires.
- La localisation des utilisateurs est prise en compte.
- Le choix du réseau a lieu à l'arrivée de l'utilisateur.
- La décision est prise par un algorithme de programmation dynamique.

Limitations

- La résolution numérique est limitée par la taille du problème.
- Les cellules de réseau sont concentriques.
- L'algorithme est centralisé.

Travaux de Srinivas Shakkotai, Eitan Altman, Anurag Kumar [SAK05]

- La population d'utilisateurs est constante dans le temps.
- Les utilisateurs peuvent se connecter à plusieurs réseaux Wifi simultanément (multi-homing).
- Le modèle est macroscopique: les populations suivent une dynamique qui converge vers un état qui maximise la somme des débits des utilisateurs.

Limitations

- Les cellules appartiennent à la même technologie (Wifi).
- L'algorithme permettant d'obtenir la dynamique n'est pas fourni.

Objectif de l'exposé

- Objectif: optimisation globale pour l'efficacité (débit, utilisation des ressources).

Objectif de l'exposé

- Objectif: optimisation globale pour l'efficacité (débit, utilisation des ressources).
- Première solution: algorithme centralisé.
  - Peu adapté à des systèmes hétérogènes, et de grande échelle.

Objectif de l'exposé

- Objectif: optimisation globale pour l'efficacité (débit, utilisation des ressources).
- Première solution: algorithme centralisé.
  - Peu adapté à des systèmes hétérogènes, et de grande échelle.
- Deuxième solution: méthodes distribuées (optimisation individuelle).
  - Mais souvent inefficaces.

Objectif de l'exposé

- Objectif: optimisation globale pour l'efficacité (débit, utilisation des ressources).
- Première solution: algorithme centralisé.
  - Peu adapté à des systèmes hétérogènes, et de grande échelle.
- Deuxième solution: méthodes distribuées (optimisation individuelle).
  - Mais souvent inefficaces.

Idée

- Utiliser un algorithme distribué.
  - Mais en adaptant les fonctions d'utilité des utilisateurs par l'introduction de coûts fictifs.
- Alors on montre que l'optimisation individuelle est équivalente à l'optimisation globale du débit.

Outline

1 Introduction

2 Problème considéré

3 Mécanisme d'apprentissage

4 Rendre les équilibres efficaces

Problème considéré

Description du problème

- Population constante dans le temps.
- Les utilisateurs ont les mêmes paramètres de connection.
- Choix pour l'utilisateur entre le réseau UMTS global et une cellule Wifi.
- On appelle classe d'utilisateurs, l'ensemble des utilisateurs qui ont accès au même réseau Wifi.
- Les utilisateurs peuvent librement basculer d'un réseau à l'autre (mais on cherche à converger rapidement vers un choix fixe).

Débit du réseau Wifi

$$T = \frac{L_{TCP}}{T_{TCPDATA} + T_{TCPACK} + 2T_{TBO} + 2T_W}$$

Où

- T_{TBO} et T_W sont des fonctions de la charge L.
- Les autres paramètres sont pris constants.
- Le débit global n'est pas constant quand la charge du réseau est modifiée.

source: *A queuing Model for HTTP traffic over IEEE 802.11 WLANs; Miorandi, Kherani, Altman* [DM06].

Débit du réseau UMTS

$$T = \frac{\eta W}{(\frac{E_b}{N_0})(1 - \overline{\alpha} + i)}$$

Où

- $\eta = \frac{0.9}{L}$.
- $\frac{E_b}{N_0}$ valeurs empiriques fonction de L.
- Le reste est constant.
- Le débit global n'est pas constant quand la charge du réseau est modifiée.

Source: *User-Network Association in a WLAN-UMTS hybrid cell: global and individual optimality; Kumar, Altman, Kelif* [DK06].

Notations

- Le réseau UMTS indicé par 0, fournit un débit $d_0(.)$.
- M réseaux Wifi disjoints fournissent des débits $d_1(.) \dots d_M(.)$. Dans notre étude, $M = 2$, i.e. il y a deux classes d'utilisateurs.
- $I = I_1 + I_2$ utilisateurs choisissant l'un des réseaux (selon sa classe).
- Charge L_l du réseau l : nombre d'utilisateurs du réseau.
- Débit pour l'utilisateur i utilisant le réseau l: $T_{i,l} = d_l(L_l)$.
- Utilité pour l'utilisateur i utilisant le réseau l: $r_{i,l} =$ fonction de $T_{i,l}$ (par exemple $r_{i,l} = T_{i,l}$).

Remarque

Les utilisateurs d'un même réseau ont la même fonction d'utilité.

Modélisation

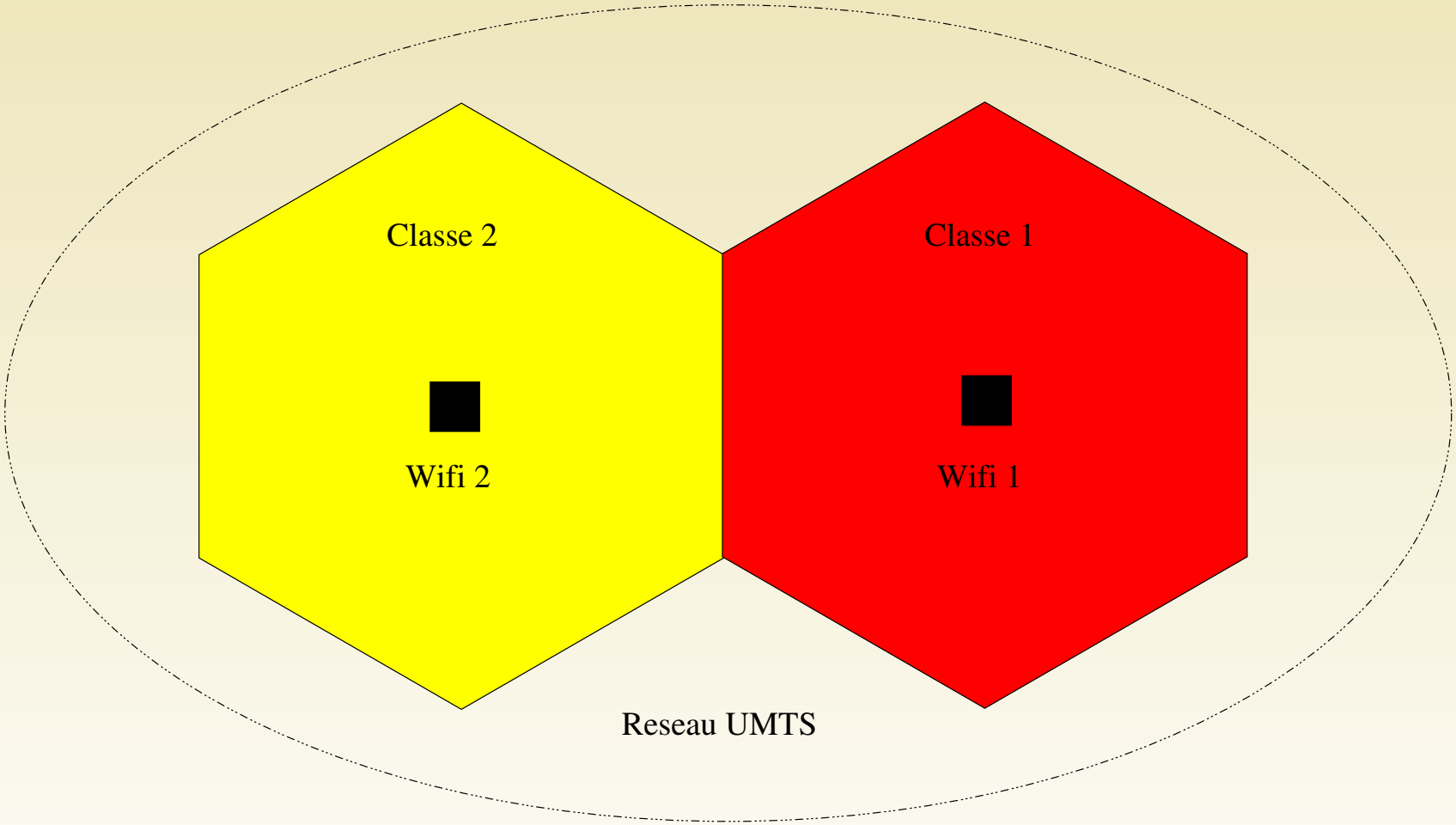


Schéma des réseaux.

Outline

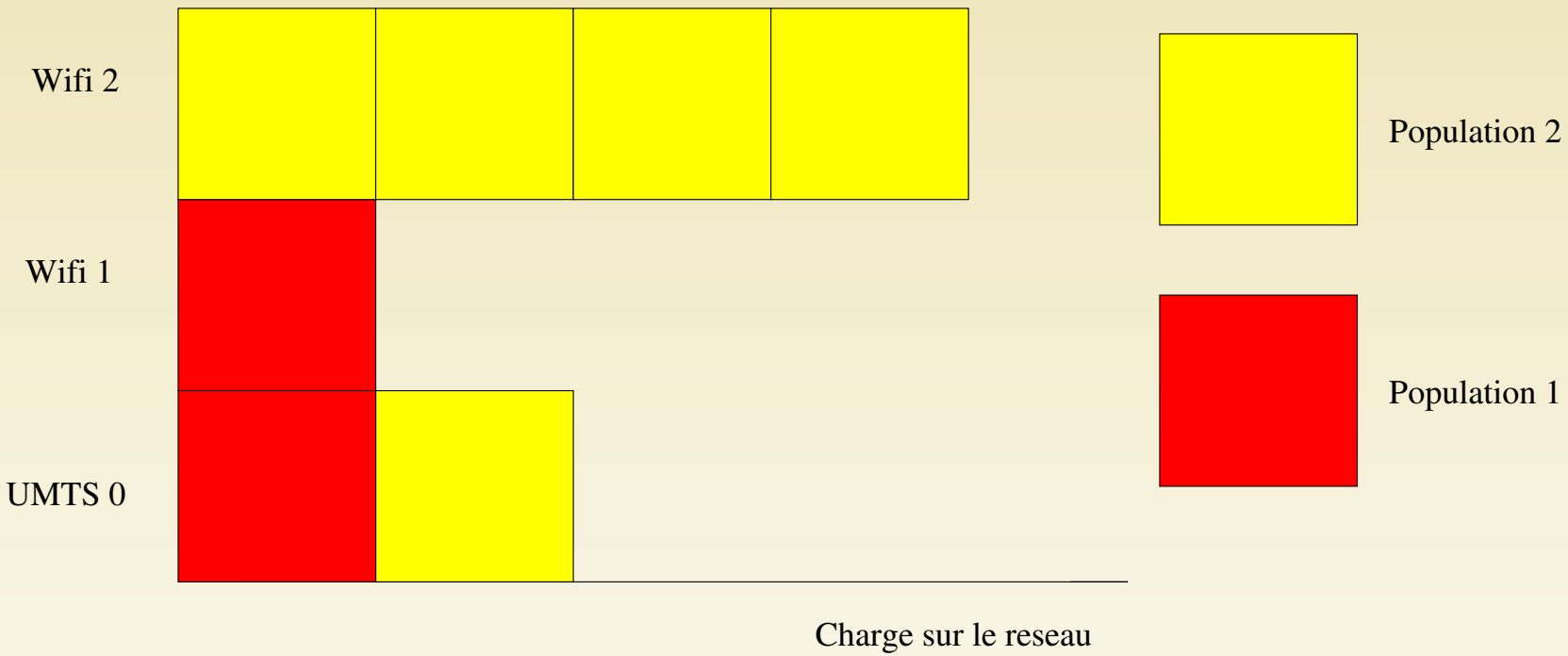
1 Introduction

2 Problème considéré

3 Mécanisme d'apprentissage

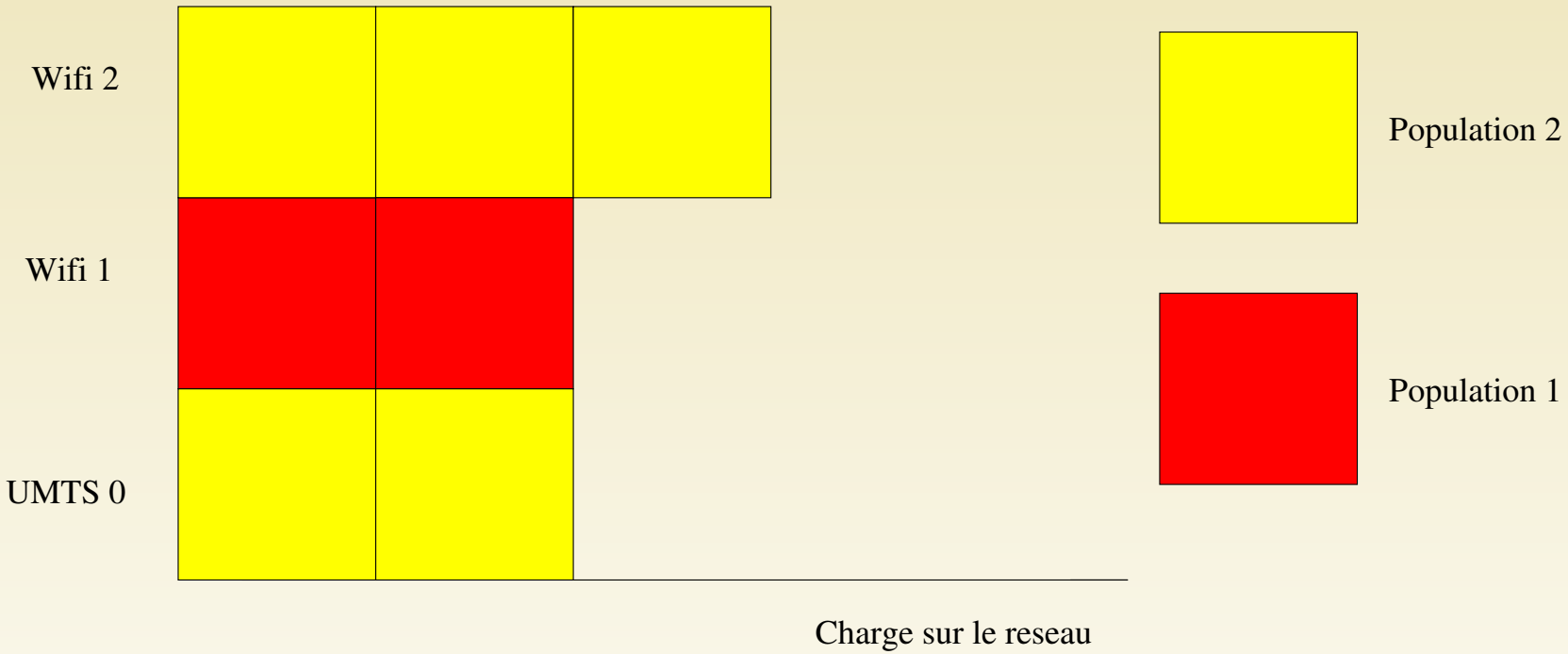
4 Rendre les équilibres efficaces

Exemple: Affectation d'utilisateurs aux réseaux



Exemple: débit = inverse de la charge pour tous les réseaux.
Les utilisateurs du réseau Wifi 2 gagnent à aller sur le réseau UMTS.

Exemple: Affectation d'utilisateurs aux réseaux



Personne ne gagne à changer de réseau.

Equilibre de Nash en stratégies pures

- Stratégie pure pour un joueur i: choix d'un réseau l

Définition équilibre de Nash

Une affectation de I joueurs sur $M+1$ réseaux est un équilibre de Nash si pour tout les joueurs:

Si i est affecté au réseau l, alors pour tout les réseaux $k \neq i$,

$$r_{i,l}(L_l) \geq r_{i,k}(L_k + 1)$$

Cela signifie que l'utilisateur ne peut augmenter son utilité en changeant de réseau unilatéralement.

Equilibre de Nash en stratégies mixtes

- Stratégie mixte pour un joueur i: choix d'une distribution de probabilités $(q_{i,l})_{l=0..M}$ sur les réseaux.

Définition équilibre de Nash mixte

Une affectation de I joueurs sur $M+1$ réseaux est un équilibre de Nash en stratégie mixte si pour tout les joueurs:

Si i est affecté au réseau l avec la probabilité $q_{i,l}$, alors pour toute autre distribution de probabilité q'_i,

$$E[r_{i,l}(Q)|i \text{ utilise la stratégie } q_i \; j \neq i \text{ utilise la stratégie } q_j]$$

$$\geqslant E[r_{i,l}(Q)|i \text{ utilise la stratégie } q'_i, \; j \neq i \text{ utilise la stratégie } q_j]$$

Existence d'un équilibre de Nash

Théorème (Nash, 1951)

Tout jeu fini possède un équilibre de Nash en stratégie mixte.

Théorème: (Fotakis 2002, Even-Dar 2003)

Les jeux considérés possèdent toujours un équilibre de Nash en stratégies pures.

- $q_i(t)$: stratégie employée par le joueur i au temps t.
- Algorithme d'apprentissage:

$$q_i(t+1) = fonction(q_j(t')_{j=1..I,\ t' \leqslant t})$$

Le problème

Déterminer un algorithme d'apprentissage tel que, pour tout i,

$$q_i(t) \longrightarrow q^*(i)$$

où $(q_1^*, \ldots, q_I^*)$ est un N.E.

Algorithme (inspirée de [BBBC08])

- $q_i(0)$ vecteurs quelconques pour tout i.
- Faire en parallèle pour chaque utilisateur i:
  - Choisir un réseau l selon la stratégie mixte $q_i(t)$.
  - On obtient une utilité $r_{i,l}(t)$.
  - Mettre à jour $q_i(t)$ selon:

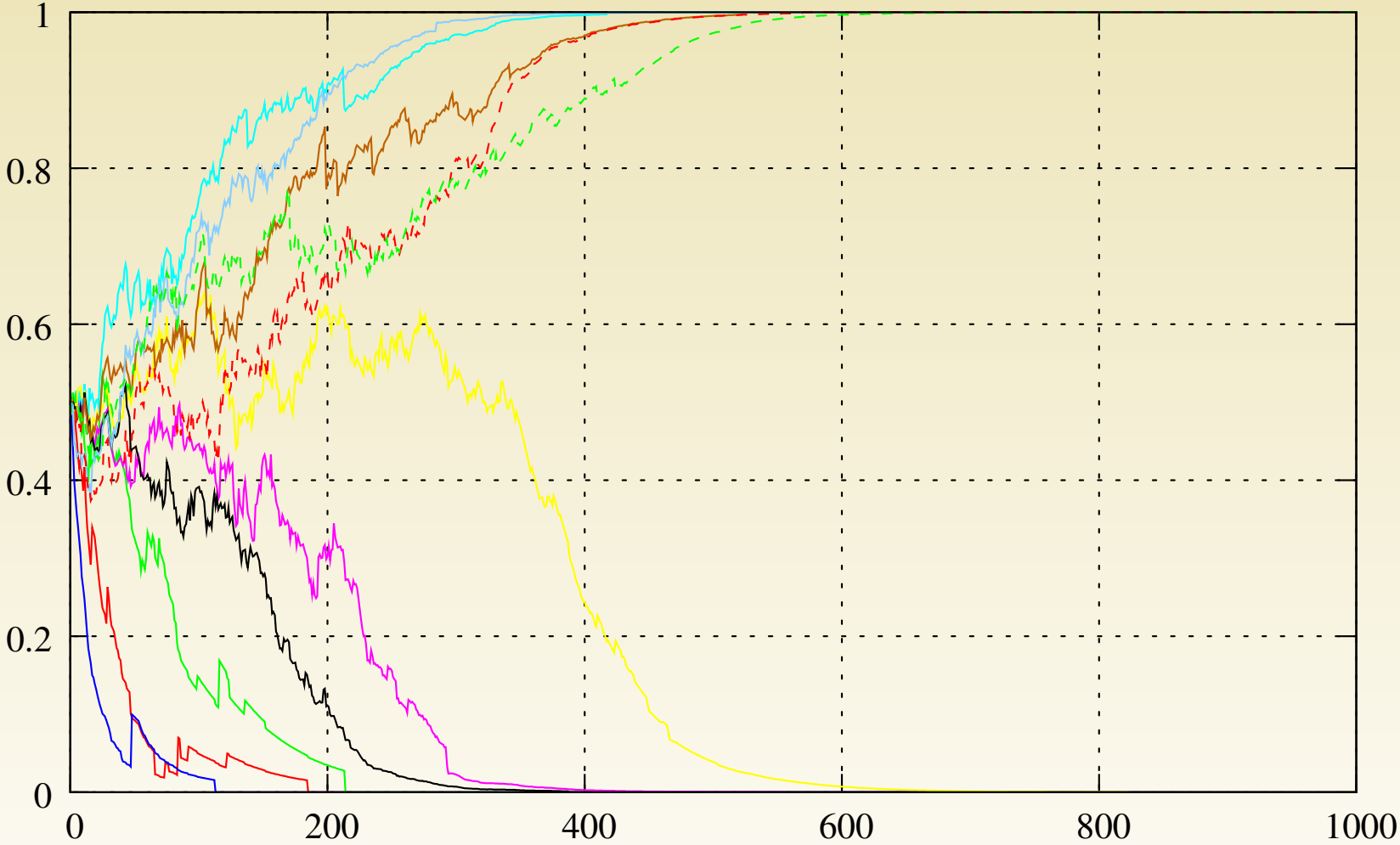
$$q_i(t+1) = q_i(t) + b \times r_{i,l}(t) \times (e_l - q_i(t))$$

où $b \in]0;1[$

Remarques

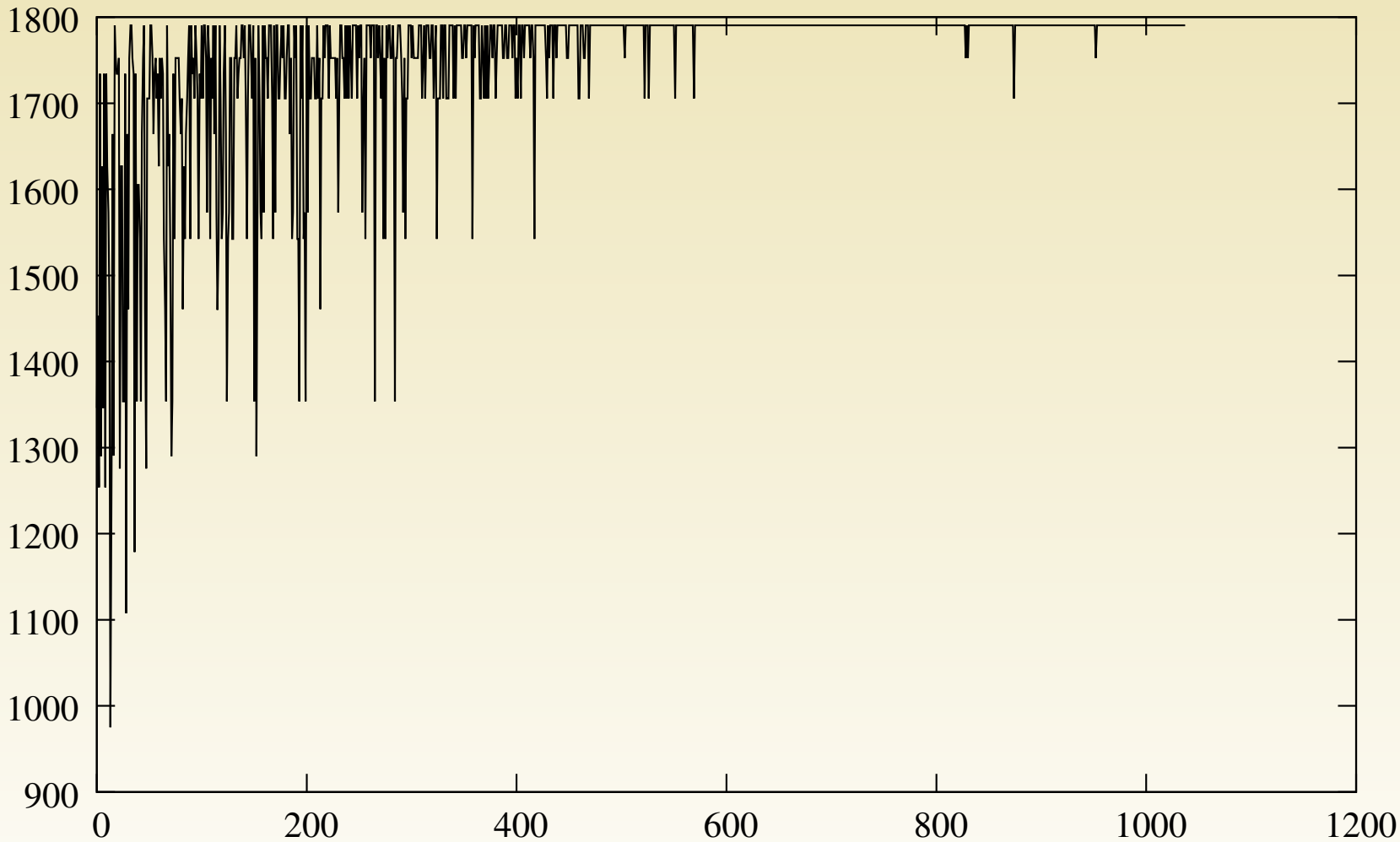
- Si $0 \leqslant r_{i,l}(t) \leqslant 1$, on reste dans l'espace des stratégies.
- L'algorithme est décentralisé.

Illustration



Probabilité pour chaque utilisateur d'aller sur le réseau UMTS, en fonction du nombre d'itérations de l'algorithme.

Illustration



Débit global du système en fonction du nombre d'itérations.

Etude de la dynamique

- $Q(t) = (q_1(t) \dots q_I(t)) \in K$
- $q_i(t)$ vecteur de probabilité de dimension $M + 1$ (nombre de réseaux).

Ecriture matricielle de la dynamique

$$Q(t+1) = Q(t) + b \times G(Q(t), a(t), r(t))$$

où:

- $a(t) = (a_1(t) \dots a_I(t))$ machines choisies à t.
- $r(t) = (r_1(t) \dots r_I(t))$ utilités correspondantes.
- $G(.)$ la dynamique donnée par l'équation de mise à jour précédente.

- On étend $Q : \mathbb{N} \rightarrow K$ en $Q^b(t) : \mathbb{R} \rightarrow K$, par:

$$Q^b(t) = Q(k), t \in [kb, (k+1)b[$$

- On s'intéresse à la limite de $Q^b(.)$ lorsque $b \longrightarrow 0$.
- Posons $g(Q) = E[G(Q(t), a(t), r(t))]$.
- On dit qu'une suite Q_n de mesures converge faiblement vers Q, si $E[f(Q_n)] \longrightarrow E[f(Q)]$ pour toute fonction $f(.)$ continue et bornée.

Etude de la dynamique

Théorème: Sastry et al., 94

Soit $X_0 = Q^b(0) = Q(0)$. La suite $Q^b(.)$ converge faiblement lorsque $b \longrightarrow 0$ vers $X(.)$ solution de l'équation différentielle:

$$\frac{dX}{dt} = g(X),\ X(0) = X_0$$

- Preuve: Théorème 3.2 de Kushner, [Kus84].

Conséquences

- On se ramène à l'étude d'une équation différentielle.
- Si celle-ci est asymptotiquement stable vers un équilibre de Nash, alors la dynamique le sera.

Ecriture de l'équation différentielle par composantes

- $$\frac{dq_{i,l}}{dt} = q_{i,l} \times [f_{i,l}(Q) - \overline{f_i}(Q)],\ 0 \leqslant l \leqslant M,\ 1 \leqslant i \leqslant I$$
- Où:
  - $f_{i,l}(Q) = E[r|i$ utilise la stratégie l, $j \neq i$ utilise la stratégie $q_j]$
  - $\overline{f_i}(Q) = \sum_s q_{i,s} f_{i,s}(Q)$

Il s'agit d'une dynamique de réplication. On appelle fonction de fitness la fonction f.

Dynamique de réplication: $\frac{dq_{i,l}}{dt} = q_{i,l} \times [f_{i,l}(Q) - \overline{f_i}(Q)]$

Folk théorème (jeux évolutionnaires)

- Les coins de K(les stratégies pures) sont stationnaires.
- Les équilibres de Nash sont stationnaires.
- Tous les points stationnaires qui ne sont pas des équilibres de Nash sont instables.
- Tous les coins de K qui sont des équilibres de Nash sont asymptotiquement stables.

En résumé

- On ne sait pas si l'on converge.
- Si on converge, c'est vers un équilibre de Nash.
- Les équilibres de Nash purs sont asymptotiquement stables.

Pour ces résultats, voir [Wei97].

Outline

1. Introduction
2. Problème considéré
3. Mécanisme d'apprentissage
4. Rendre les équilibres efficaces

Idée

- Notre algorithme tend vers la dynamique de réplication.

Idée

- Notre algorithme tend vers la dynamique de réplication.
- Mais on manque d'information sur la nature de la solution obtenue.

Idée

- Notre algorithme tend vers la dynamique de réplication.
- Mais on manque d'information sur la nature de la solution obtenue.
- En s'inspirant de [SAK05], on veut obtenir une solution qui maximise la somme des débits en restant un équilibre de Nash.

Idée

- Notre algorithme tend vers la dynamique de réplication.
- Mais on manque d'information sur la nature de la solution obtenue.
- En s'inspirant de [SAK05], on veut obtenir une solution qui maximise la somme des débits en restant un équilibre de Nash.
- Pour cela, on introduit des coûts fictifs dans la fonction d'utilité des utilisateurs.

Retour sur la dynamique de replication

Rappels

- $q_{i,l}(t)$ est la probabilité que le joueur i aille sur le réseau l au temps t.
- Il tend vers la dynamique de réplication:
$$\frac{dq_{i,l}}{dt} = q_{i,l} \times [f_{i,l}(Q) - \sum_{s=0}^{m} q_{i,s} f_{i,s}(Q)]$$
- Où $f_{i,l}(Q)$ est l'espérance de l'utilité de i quand i est sur le réseau l, connaisant les stratégies des autres joueurs. On l'appelle fonction de fitness.

Définition

$F : K \rightarrow \mathbb{R}$ est une fonction de potentiel pour f si:

- F est C^1
- $\frac{\partial F}{\partial q_{i,l}}(Q) = f_{i,l}(Q)$

Retour sur la dynamique de replication

Résultats connus

- Les équilibres de Nash sont des points stationnaires.
- S'il existe une fonction potentiel pour f, alors la dynamique converge (vers un équilibre de Nash).

Théorème (adapté de [SAK05])

Si $\sum_{s=1}^{I}\sum_{k=0}^{M} q_{s,k}T_{s,k}(Q)$ est une fonction potentiel pour f l'équilibre obtenu par la dynamique de réplication maximise la somme des débits du système global

Preuve: théorème 4 de [SAK05].

Adaptons notre modele

L'efficacité est donc assurée pour une fonction potentiel F comme précédemment.

- $$f_{i,l}(Q) = \frac{\partial F}{\partial q_{i,l}}(Q)$$

Adaptons notre modele

L'efficacité est donc assurée pour une fonction potentiel F comme précédemment.

- $$f_{i,l}(Q) = \frac{\partial F}{\partial q_{i,l}}(Q)$$
- $$\Rightarrow f_{i,l}(Q) = \frac{\partial}{\partial q_{i,l}}(\sum_{s=1}^{I}\sum_{k=0}^{M} q_{s,k}T_{s,k}(Q))$$

Adaptons notre modele

L'efficacité est donc assurée pour une fonction potentiel F comme précédemment.

- $$f_{i,l}(Q) = \frac{\partial F}{\partial q_{i,l}}(Q)$$
- $$\Rightarrow f_{i,l}(Q) = \frac{\partial}{\partial q_{i,l}}(\sum_{s=1}^{I}\sum_{k=0}^{M} q_{s,k}T_{s,k}(Q))$$
- $$\Rightarrow f_{i,l}(Q) = T_{i,l}(Q) - C_{i,l}(Q)$$

Où:

$$C_{i,l}(Q) = -\sum_{s=1}^{I} q_{s,l} \times \frac{\partial T_{s,l}}{\partial q_{i,l}}(Q)$$

Adaptons notre modele

Conclusion

Introduire des coûts fictifs $C_{i,l}(Q) = -\sum_{s=1}^{I} q_{s,l} \times \frac{\partial T_{s,l}}{\partial q_{i,l}}(Q)$ à la dynamique de réplication permet de converger vers un optimum global.

Problème

Comment traduire la fonction de fitness $f_{i,l}(Q) = T_{i,l}(Q) - C_{i,l}(Q)$ de la dynamique de réplication dans la fonction d'utilité $r_{i,l}(t)$ de l'algorithme?

Rappel de l'algorithme

$$q_i(t+1) = q_i(t) + b \times r_{i,l}(t) \times (e_{a_i} - q_i(t))$$

Dynamique de mise à jour des stratégies

- On doit avoir:

$$f_{i,l}(Q) = E[r|i \text{ utilise le réseau } l,\ j \neq i \text{ utilise la stratégie } q_j]$$

Dynamique de mise à jour des stratégies

- On doit avoir:

$$f_{i,l}(Q) = E[r|i \text{ utilise le réseau } l,\ j \neq i \text{ utilise la stratégie } q_j]$$

- Avec:

$$f_{i,l}(Q) = T_{i,l}(Q) - C_{i,l}(Q)$$

  -

$$T_{i,l}(Q) = E[T|i \text{ utilise la réseau } l,\ j \neq i \text{ utilise la stratégie } q_j]$$

  -

$$C_{i,l}(Q) = -\sum_{s=1}^{I} q_{s,l} \times \frac{\partial T_{s,l}}{\partial q_{i,l}}(Q)$$

Dynamique de mise à jour des stratégies

Résultat

$$C_{i,l}(Q) = \sum_{s=1, s\neq i}^{I} (E[T_{s,l}|\ i \text{ utilise le réseau } l]$$
$$-E[T_{s,l}|\ i \text{ n'utilise pas la stratégie } l])$$

Reste à trouver $c = (c_{i,l})$ tel que:

$$C_{i,l}(Q) = E[c|i \text{ utilise le réseau } l,\ j \neq i \text{ utilise la stratégie } q_j]$$

Dans ce cas, il suffit de prendre:

$$r_{i,l} = T_{i,l} - c_{i,l}$$

Conclusion

Résultat

L'algorithme distribué converge vers un équilibre globalement optimal.

A faire

- Trouver la fonction d'utilité qui correspond à la fonction de fitness adéquate.
- Faire des tests en intégrant la fonction d'utilité.
- Accélérer la convergence de la méthode en modifiant le paramètre b de l'algorithme (Idée: utiliser une méthode type Runge Kuta).


Dominique Barth, Olivier Bournez, Octave Boussaton, and Johanne Cohen.
A dynamic approach for load balancing.
Technical report, LORIA Research Report, 2008.
http://www.loria.fr/ bournez/load/Soumis-Octave-Fev-2008.pdf.


Jean-Marc Kelif Dinesh Kumar, Eitan Altman.
User-network association in a wlan-umts hybrid cell: Global & individual optimality.
Research Report, INRIA, Sophia Antipolis, France, 2006.


Eitan Altman Daniele Miorandi, Arzad A. Kherani.
A queueing model for http traffic over ieee 802.11 wlans.
Computer Networks: The International Journal of Computer and Telecommunications Networking, 50:63–79, 2006.


Harold J. Kushner.
Approximation and Weak Convergence Methods for Random Processes with Applications to Stochastic Systems Theory.

MIT Press, 1984.


Philippe Godlewski Marceau Coupechoux, Jean-Marc Kelif.
Network controlled joint radio resource management for heterogeneous networks.
2008.


Srinivas Shakkottai, Eitan Altman, and Anurag Kumar.
The case for non-cooperative multihoming of users to access points in ieee 802.11 wlans.
In *INFOCOM*, 2005.


Jorgen W. Weibull.
Evolutionary Game Theory.
MIT Press, 1997.