

HMRF Collaboratifs

Réunion COCLICO du 26/03/2014

Etiquetage des segments

Jérémie Sublime



Plan

I Introduction

II MRF

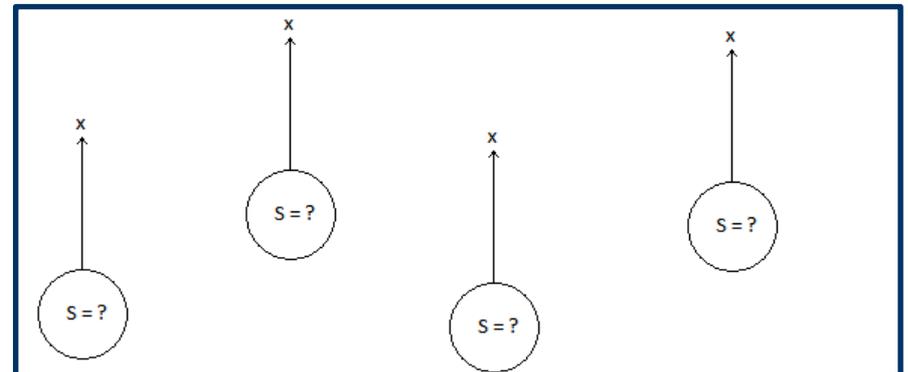
III HMRF

IV Quelques expériences

Conclusions

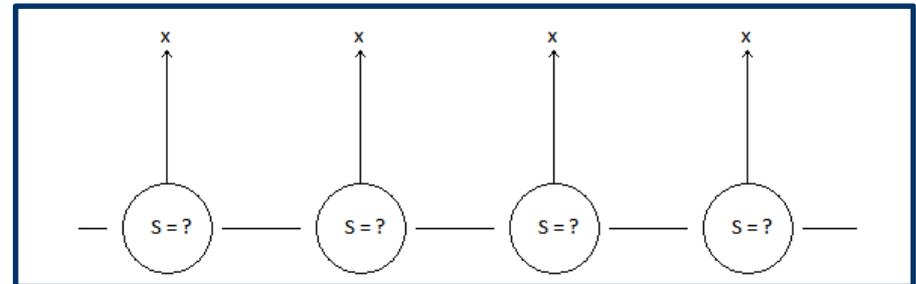
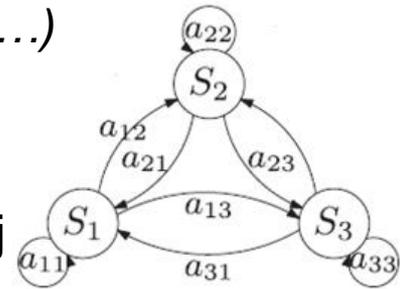
I Introduction

- Cas des données indépendantes :
 - Un jeu d'observations $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$
 - $x_i = \{v_1, v_2, \dots, v_d\}$ les attributs des observations
- Objectifs :
 - Trouver les états S qui se cachent derrière chaque observation (ici état = label)
 - *Trouver les prototypes des clusters (moyenne, variance, ...)*
 - *Identifier des loi d'émission*
- Algorithmes :
 - *K-means, EM, GTM, SOM, ...*



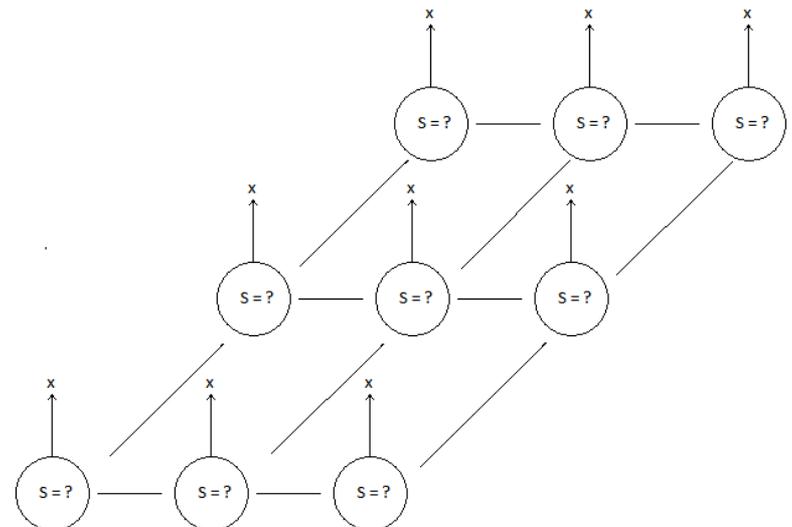
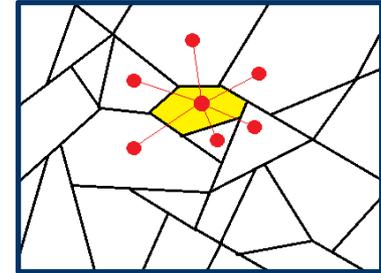
I Introduction

- Cas des données séquentielles :
 - Un jeu d'observations $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$
 - $x_i = \{v_1, v_2, \dots, v_d\}$ les attributs des observations
 - $S = \{s_1, s_2, \dots, s_K\}$ des états dépendants de leurs voisins
- Objectifs :
 - Trouver les états S qui se cachent derrière chaque observation
 - *Trouver les prototypes des clusters (moyenne, variance, ...)*
 - *Identifier des lois d'émission*
 - *Trouver la matrice de transition des états :*
 - $A = \{a_{ij}\}$ les probabilités de transition de l'état i à l'état j
- *Algorithme : HMM*



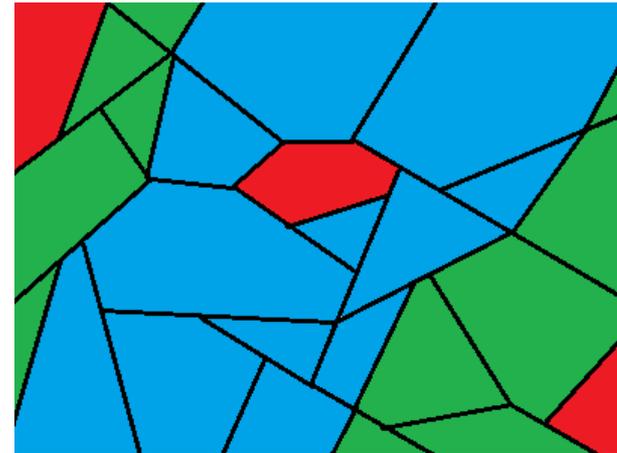
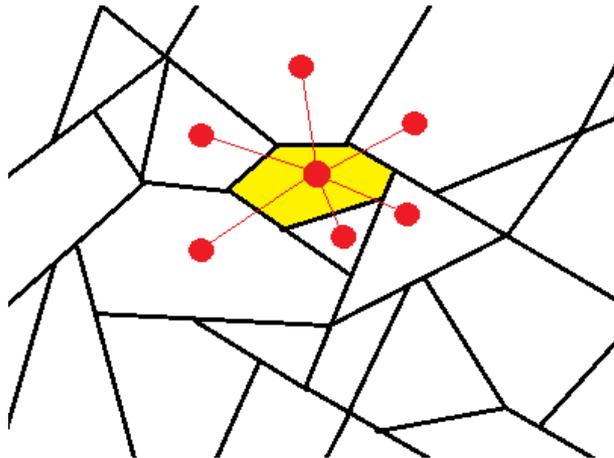
I Introduction

- Cas des données à voisinages complexes :
 - Un jeu d'observations $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$
 - $S = \{s_1, s_2, \dots, s_K\}$ des états dépendants de leurs voisins
- Objectifs :
 - Trouver les états S qui se cachent derrière chaque observation
 - *Trouver les prototypes des clusters (moyenne, variance, ...)*
 - *Identifier des lois d'émission*
- *Problème : On ne sait pas faire*
- *Algorithmes : MRF, HMRF*



II Champs de Markov Aléatoires

- Faire un clustering tenant compte des voisinages des régions :
 - Exemple : Il est improbable d'avoir une région classée « maison » au milieu de régions de type « rivière ».

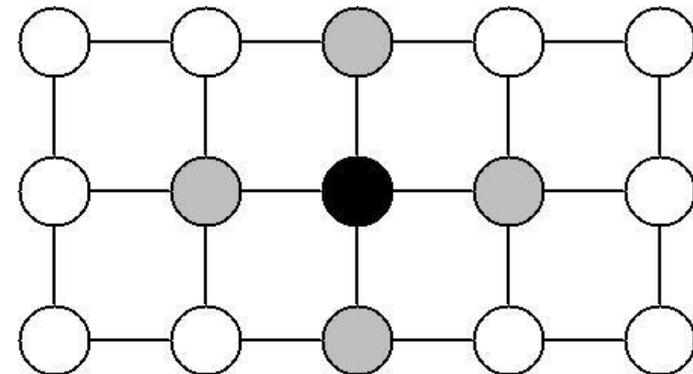


II Champs de Markov Aléatoires

- Analyse spatiale sur des graphes, classification de phénomènes géo-localisés.
- La classification d'un élément du graphe dépend en partie de ses voisins.
- On ne sait pas optimiser $P(S|X)$ à cause des voisinages.

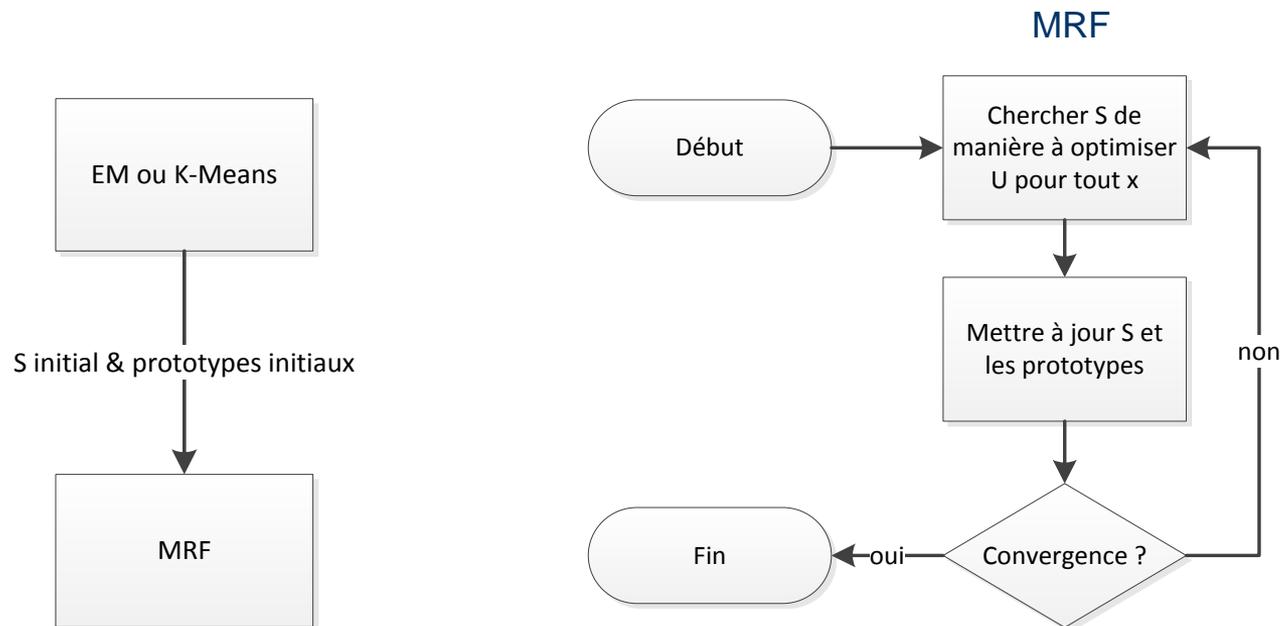
On essaye donc de minimiser U , une fonction d'énergie dépendant de x et de son voisinage de forme :

$$U(s_i, X) = \alpha U_{locale} + \beta U_{voisinage}$$



II Champs de Markov aléatoires

- $U(s_i, X) = \alpha U_{locale} + \beta U_{voisinage}$



II Champs de Markov aléatoires

- Exemples de formules d'énergie courantes :
 - $U(s, x) = \alpha (1 - \delta_{s, \text{état}(x)}) + \beta \sum_{v \in V_x} (1 - \delta_{s, \text{état}(v)})$ ICM
 - $U(s, x) = \alpha \left\{ \frac{|\mu_s - \mu_{\text{état}(x)}|^2}{\sigma_s^2} + \log(\sigma_s \sqrt{2\pi}) \right\} +$
 $\frac{\beta}{|V_x|} \sum_{v \in V_x} \left\{ \frac{|\mu_s - \mu_{\text{état}(v)}|^2}{\sigma_s^2} + \log(\sigma_s \sqrt{2\pi}) \right\}$ MRF pour GMM
- Problème : On aimerait avoir directement du x et du v , plutôt que du « état(x) » et « état(v) » qui supposent une forme de supervision.
 - Impossible de remplacer directement, sinon l'algorithme itératif ne fonctionne plus. Il n'y a plus de mémoire d'une itération sur l'autre.

II Champs de Markov aléatoires

- Exemples de formules d'énergie courantes :

- $U(s, x) = \alpha (1 - \delta_{s,etat(x)}) + \beta \sum_{v \in V_x} (1 - \delta_{s,etat(v)})$ ICM

- $U(s, x) = \alpha \left\{ \frac{|\mu_s - \mu_{etat(x)}|^2}{\sigma_s^2} + \log(\sigma_s \sqrt{2\pi}) \right\} +$

- $\frac{1}{|V_x|} \beta \sum_{v \in V_x} \left\{ \frac{|\mu_s - \mu_{etat(v)}|^2}{\sigma_s^2} + \log(\sigma_s \sqrt{2\pi}) \right\}$ MRF pour GMM

- La forme de l'énergie de voisinage est décidée de façon très arbitraire
- Parfois ces deux modèles d'énergie sont tronqués ou hybridés :

- $U(s, x) = \alpha \frac{|\mu_s - \mu_{etat(x)}|^2}{\sigma_s^2} + \beta \sum_{v \in V_x} \frac{|\mu_s - \mu_{etat(v)}|^2}{\sigma_s^2}$

- $U(s, x) = \alpha \frac{|\mu_s - \mu_{etat(x)}|^2}{\sigma_s^2} + \beta \sum_{v \in V_x} (1 - \delta_{s,etat(v)})$

III HMRF

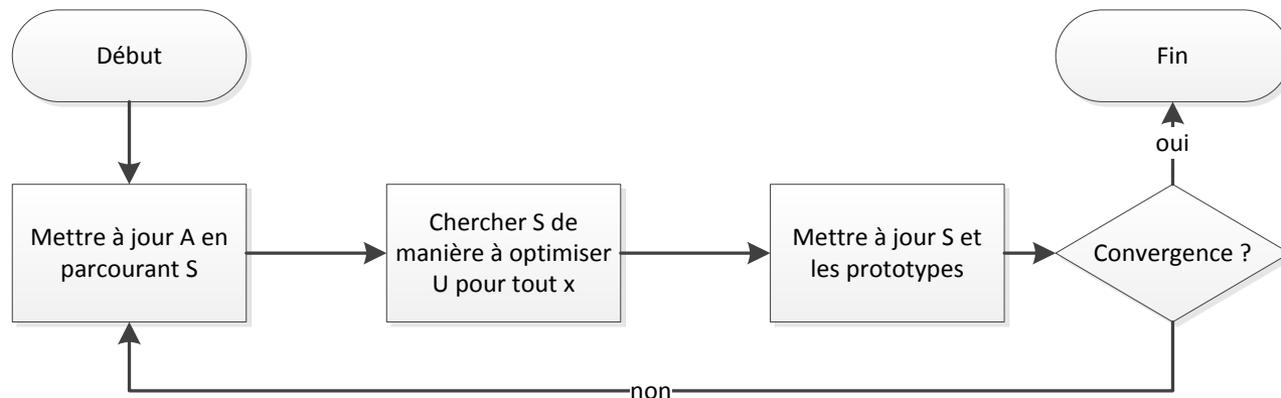
- MRF avec le formalisme HMM

- $U(s_i, x) = \alpha (1 - P(x|s_i \setminus V_x)) + \beta \sum_{v \in V_x} (1 - P(s_i | \text{etat}(v)))$

$$= U(s_i, x) = \alpha \left(1 - \frac{b_{s_i}(x)}{\sum_j b_{s_j}(x)} \right) + \beta \sum_{v \in V_x} (1 - a_{\text{etat}(v), s_i}^{t-1})$$

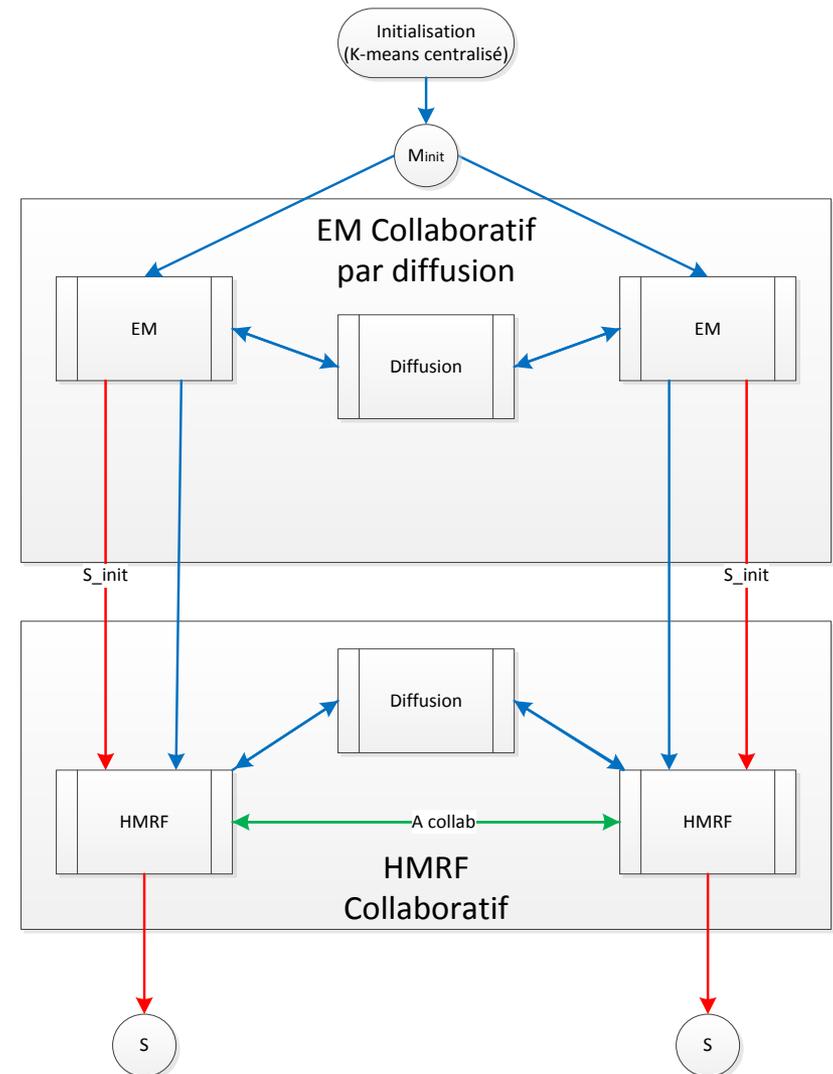
- On remplace $b_s(x)$ par une loi d'émission de notre choix, ex :

- $U(s_i, x) = \alpha \left(1 - \frac{\frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{|\mu_i - x|^2}{2 \sigma_i^2})}{Q(x)} \right) + \beta \sum_{v \in V_x} (1 - a_{\text{etat}(v), s_i}^{t-1})$



III HMRF Collaboratifs

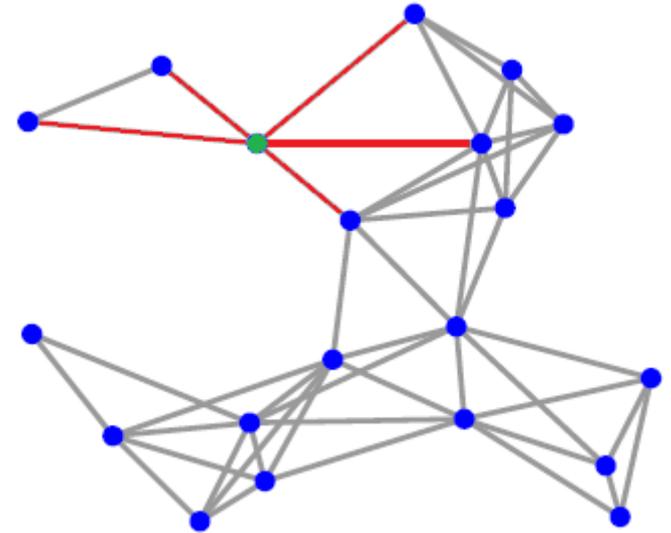
- Traiter simultanément plusieurs images sur lesquelles on est susceptibles d'avoir des clusters similaires :
 - Multiples HMRF en parallèle
 - Collaboration via diffusion : Diffusion des moyennes μ_i , des matrices de variance $\Sigma_i = I\sigma_i$ et des matrices de transition A.



III HMRF Collaboratifs

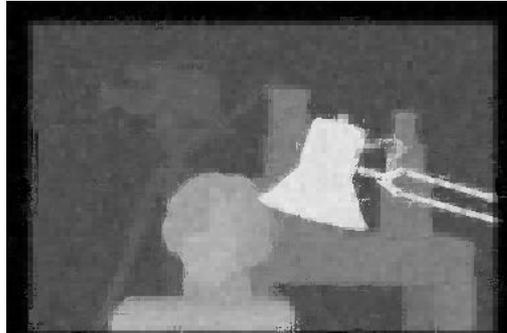
Collaboration par diffusion

- Collaborative learning of mixture models using diffusion adaptation (Zaid et al, 2011)
- Idées :
 - Plusieurs algorithmes collaborent avec des voisins susceptibles de traiter des données similaires
 - Chaque voisin va fournir des informations sur la façon dont les prototypes de ses clusters évoluent
 - Les prototypes locaux sont ajustés en fonction de ces informations (méthode de Newton)

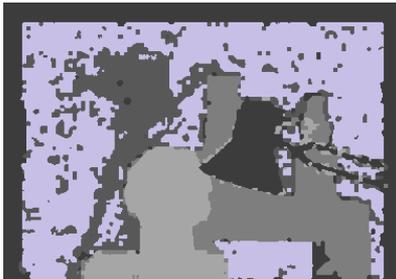


IV Quelques expériences

- Image de test classique pour MRF : 384x270, 6 objets à détecter



- HMRF avec loi normale :
 - 6 clusters
 - $\frac{\beta}{\alpha}=0,66$



IV Quelques expériences

- Image google map :
Granville (50),
1131x575
- HMRF avec loi
normale, puis sans
loi d'émission
(semi-supervisé) :
 - 6 clusters
 - $\frac{\beta}{\alpha}=0,66$



IV Quelques expériences



IV Quelques expériences



IV Quelques expériences



Collaboratif



Non-collaboratif

- HMRF avec loi normale : 5 clusters,
 $\frac{\beta}{\alpha}=0,66$

Conclusions

- Un algorithme permettant de tenir compte de la structure géographique des données entre elles
- Facilement adaptable pour autre chose que des images pures (données COCLICO)
- Adaptable collaboratif
- La méthode collaborative proposée est portable sur HMM
- Des résultats très encourageants sur les premières expériences avec le collaboratif