

- $V_s = \sum_{t \in V_s} s_t$; $t \in V_s \Rightarrow s \in V_t$
- $U = \sum_{c \in E} U_c$ (glob) ; $U_s = \sum_{\substack{c \in E \\ c \ni s}} U_c$ (en un site)
- $\checkmark MAF$ tous vois. entre eux cliques
- $U_s = \sum_{c \in E} U_c$ sites s 4 connex
- ? 8 connex

Champs de Markov / de Gibbs

- Déf. X est un champ de Markov

la proba cond. locale en un site n'est pas que de la config. du voisinage du site. comme à tous les autres pixels pixels voisins

$$P(X_s = x_s | x^s) = P(X_s = x_s | x_c, t \in V_s)$$

$$x^s = (x_t)_{t \in V_s}$$

$$z = \sum_{t \in V_s} e^{-U(x_t)}$$

- Mesure de Gibbs ! : $P(x) = \frac{1}{Z} e^{-U(x)}$, où $U(x) = \sum_{c \in E} U_c(x)$

- Champ de Gibbs : Champ X dont la mesure est la mesure de Gibbs.

Th Hammersley-Clifford

X est un champ de Markov relativement à V et $P(X=x) > 0 \forall x \in \Omega$ $\Leftrightarrow X$ est un champ de Gibbs de potentiel associé à V .

Permet de lier les probabilités glob et loc.

énergie locale

$$U_s(x_s | x_t, t \in V_s) = \sum_{c \in E} U_c(x_s, V_s) \quad (x_t, t \in V_s)$$

prob. partielle

$$P(X_s = x_s | X^s = x^s) = \frac{e^{-U_s(x_s | x^s)}}{\sum_{x_s \in E} e^{-U_s(x_s | x^s)}}$$

on fait la somme des énergies de toutes les cliques qui contiennent s .

prob. cond. locales en un site x_s

fait intervenir que les potentiels des cliques contenant le site s .

Modèle d'Iring plus β grand, plus les zones sont compactes

• Valeurs : $x_{s,t} = E = \{0, 1\}$

• Voisinage : 4 ou 8 plus proches voisins

• Potentiels : $U_{c=(s,t)}(x_s, x_t) = -\beta$ si $x_s = x_t$

$\beta > 0$: config. plus probables

= énergies plus faibles

spins de même signe

$\beta < 0$: altern. des spins de même opposé

Modèle de Potts extension Ising

$E = \{0, \dots, m-1\}$ (niveaux de gris diff.)

• Voisinage : 4, 8, connexe

• Potentiel $U_{c=(s,t)}(x_s, x_t) = -\beta$ si $x_s = x_t$

$\beta > 0$: config. probables

légères zones

homogènes

Possible d'avoir diff val de β selon type de régions

Modèle markoviennien / Vois 4-8 connexité

$E = \{0, \dots, 255\}$ image en niveau de gris pas chiquetées

$$U(x) = \beta \sum_{c=(s,t)} (x_s - x_t)^2 + \delta \sum_{s \in S} (x_s - \mu_s)^2$$

clique d'ordre 2 régularisation attache aux gis

fav. les parties diff de niv. gis entre voisins pour $\beta > 0$

Echantillonage de MAF = donne une image réaliser le tirage d'une config. (une image) possible en suivant la loi de proba de Gibbs ?

① Echantillonneur de Gibbs (BG) pour faire le site selon une loi uniforme

= construction itérative d'une suite d'images

- A l'itération n : → choix d'un site s pour chaque site pour x_s pour $x_s=0$

$$\rightarrow P(X_s = x_s | V_s) = \frac{e^{-U_s(x_s | V_s)}}{\sum_{x_s \in E} e^{-U_s(x_s | V_s)}}$$

le x_s est tiré aléatoirement selon la loi de Gibbs

→ mise à jour du site s par tirage aléatoire selon la loi $P(X_s = x_s | V_s)$

② Algo de Metropolis (phy stat)

= suite d'images qui sont des tirages selon la loi du Champ de Markov

⇒ diff mise à jour.

→ choix du site s

→ tirage aléatoire d'un descripteur (niveau de gris) selon une loi uniforme

→ calcul de la varat d'énergie pour le passage de $x_s^{(n-1)}$ à λ : $\Delta U = U_s(\lambda | V_s^{(n-1)}) - U_s(x_s^{(n-1)} | V_s^{(n-1)})$

1) $\Delta U < 0$: $x_s^{(n)} = \lambda$; 2) $\Delta U \geq 0$ refuse $P = e^{-\Delta U}$ accepte $1-p$ (probab)

donne LA meilleure image

$$\text{③ ALGO RECUT SIMULÉ: } P_T(x) = \frac{1}{Z(T)} e^{-U(x)}$$

• recherche d'une config. d'énergie minimale

• algo itératif; diminuer la temp.

→ Choix de $T^{(0)}$ assez élevée

→ choix d'une config. initiale $x^{(0)}$

→ à l'étape n :

• simul. de $x^{(n)}$ pour la loi de Gibbs d'énergie $\frac{U(x)}{T^{(n)}}$ (par échantillonneur)

• dim. lente de la temp $T^{(n)} > \frac{c}{\log(2+n)}$

→ arrêt lorsque le taux de changement est faible

④ ALGO ICM

plus rapide min local modif. x_s de façon déterministe

→ parcourir TOUS les sites → fin lorsque le chang. d'une étape à

→ en chaque site s : l'autre devient faible

• calcul de la proba cond locale pour toutes les val. des niveaux mis à jour de gris possibles du site: $x_s = \lambda$, avec $\lambda = \arg \max_{x_s} P(X_s = \lambda | x_t, t \in \text{vois de } s)$

MAP (Max à posteriori): $P(X=x | Y=y) \propto P(Y|X) P(X)$

$X=x$ → si rest. = im. idéale; si segm = image likelihood prior $y=y$ - image attac. régulier

$$P(X=x | Y=y) = e^{-V(x|y)/2}$$

$$U(x|y) = \sum_{s \in S} -\ln p(y_s | x_s) + \sum_{c \in E} U_c(x)$$

globale + Ising, potts... + hyp. Mark. sur X

$$U(x|y) = \sum_{s \in S} \frac{(x_s - y_s)^2}{2\beta_s^2} + \beta \sum_{(s,t) \in E} \Phi(x_s - x_t) \quad (\text{rest})$$

$$U(x|y) = \sum_{s \in S} \frac{(y_s - \mu_s)^2}{2\beta_s^2} + \ln \sqrt{2\pi\beta_s} + \beta \sum_{(s,t) \in E} \Phi(x_s - x_t) \quad (\text{seg})$$

$$P(y_s | x_s=i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\beta_s}} e^{-\frac{(y_s - x_s)^2}{2\beta_s^2}}$$

$$\Phi(u) = u^2 \text{ (flou)} \quad \Phi = \text{Ising cartoon}$$

$$U(x, \theta) = \sum_{s,t} (1-\theta_{st})(x_s - x_t)^2 + \theta \delta_{st}$$