

# Introduction aux modèles de Markov

**Philippe Langlais**

`felipe@iro.umontreal.ca`

**January 28, 2016**

# Plan

**Modèles visibles versus cachés**

**Problème 1: calcul de la probabilité d'une observation**

**Problème 2: recherche de la séquence d'états**

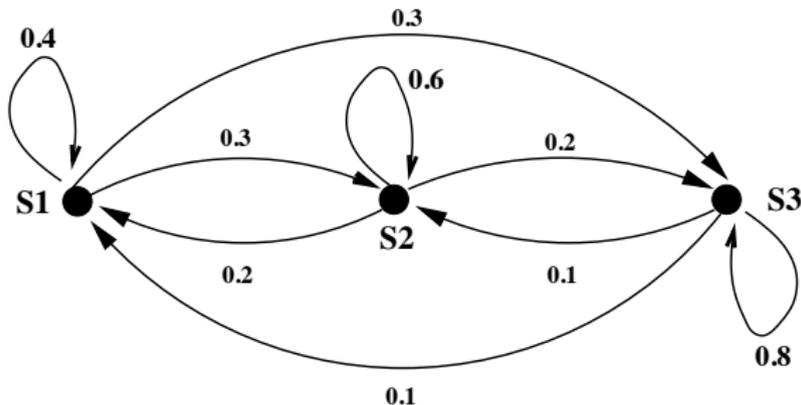
**Problème 3: apprendre  $\lambda$**

**HMMs en reconnaissance de la parole**

# Modèle de Markov visible

## À propos du temps

$S_1 = \text{pluie}; S_2 = \text{nuage}; S_3 = \text{soleil}$



$$A = \{a_{ij}\} = \begin{bmatrix} 0.4 & 0.3 & 0.3 \\ 0.2 & 0.6 & 0.2 \\ 0.1 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix} \text{ matrice de transitions}$$

**Note:**  $\forall (i,j) \in [1,3], a_{ij} \geq 0$ , et  $\forall i \in [1,3], \sum_{j=1}^3 a_{ij} = 1$

# Quel temps fera-t-il les huit prochains jours ?

$$p(S_3 S_3 S_3 S_1 S_1 S_3 S_2 S_3) \stackrel{def}{=}$$

$$\begin{aligned} & p(S_3) p(S_3 | S_3) p(S_3 | S_3 S_3) p(S_1 | S_3 S_3 S_3) p(S_1 | S_1 S_3 S_3 S_3) \\ & p(S_3 | S_1 S_1 S_3 S_3 S_3) p(S_2 | S_3 S_1 S_1 S_3 S_3 S_3) \\ & p(S_3 | S_2 S_3 S_1 S_1 S_3 S_3 S_3) \approx \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & p(S_3) p(S_3 | S_3) p(S_3 | S_3) p(S_1 | S_3) p(S_1 | S_1) \\ & p(S_3 | S_1) p(S_2 | S_3) p(S_3 | S_2) = \\ & \pi_3 \times a_{33} \times a_{33} \times a_{31} \times a_{11} \times a_{13} \times a_{32} \times a_{23} = 1.536 \times 10^{-4} \end{aligned}$$

- ▶ hypothèse markovienne d'ordre  $n$ :  
 $p(S_k | S_{k-1} \dots S_1) = p(S_k | S_{k-1} \dots S_{k-n})$
- ▶ indépendance au temps:  $p(q_t = S_j | q_{t-1} = S_i) = p(S_j | S_i)$

# Combien de temps va-t-il pleuvoir ?

$$\begin{aligned} \blacktriangleright p_i(d) &= \sum_{j \neq i} p(\overbrace{S_i S_i \dots S_i}^d S_j) \text{ avec } j \neq i \\ &= a_{ij}^{d-1} (1 - a_{ij}) \quad \text{exponentiel} \end{aligned}$$

- Espérance d'avoir  $d$  jours le même temps ( $s_i$ ):

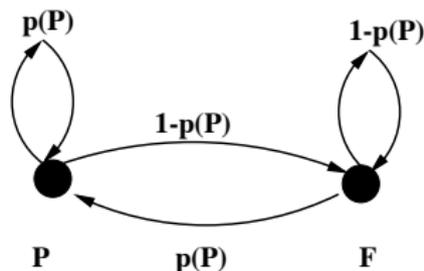
$$E[d] = \sum_{d=1}^{\infty} d p_i(d) = \sum_{d=1}^{\infty} d a_{ij}^{d-1} (1 - a_{ij}) = \frac{1}{1 - a_{ij}}$$

$$\text{rappel: } \sum_{d=1}^{\infty} d a^d = \frac{a}{(1-a)^2} \text{ avec } -1 < a < 1$$

- Donc l'espérance du nombre de jours où:
- il fera beau est  $1/(1 - 0.8) = 5$ ;
  - où le temps sera nuageux est  $1/(1 - 0.6) = 2.5$ ;
  - où il pleuvra:  $1/(1 - 0.4) = 1.67$

# Modèles markoviens et jets de pièces

- ▶ On vous annonce oralement le résultat de tirages (pile ou face) sans vous montrer comment on procède aux tirages.
- ▶ **Première modélisation:** Il existe une pièce (possiblement biaisée). Un état pour pile, un état pour face. Avec ce modèle chaque observation spécifie la séquence d'états
  - ▶ c'est un modèle visible (VMM)

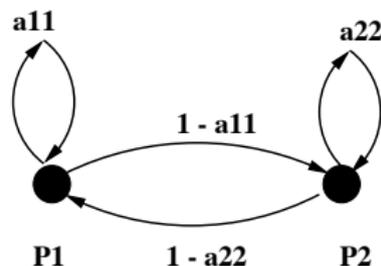


O	=	P	P	F	F	P	F	F	P	...
S	=	1	1	2	2	1	2	2	1	...

paramètre:  $p(\text{Pile})$

# Modèles markoviens et jets de pièces

- ▶ **Deuxième modélisation:** Il existe deux pièces (possiblement biaisées de manière différente) que l'opérateur change à son gré lors de chaque tirage.
- ▶ Cette fois-ci, l'observation des tirages ne nous spécifie pas dans quel état (pièce) de notre modèle on se trouve.
  - ▶ la séquence d'états  $S$  est cachée.

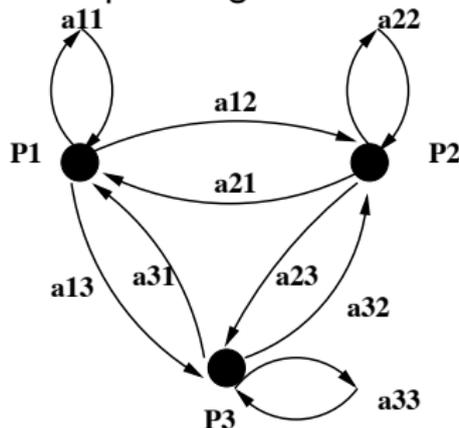


O	=	P	P	F	F	P	F	F	P	...
S	=	1	2	1	2	1	2	2	1	...

4 paramètres:  $p_1(Pile)$ ,  $p_2(Pile)$ ,  $a_{11}$ ,  $a_{22}$

# Modèles markoviens et jets de pièces

- **Troisième modélisation:** Il existe trois pièces (possiblement biaisées de manière différente) que l'opérateur change à son gré lors de chaque tirage.



O	=	P	P	F	F	P	F	F	P	...
S	=	1	3	2	3	1	3	2	1	...

9 paramètres:  $p_{1,2,3}(Pile), \{a_{ij}\}, \forall i \in [1,3], j \in [2,3]$

# Analogie

## Des urnes et des balles<sup>1</sup>

- ▶  $N$  urnes qui contiennent chacune des balles de couleur. Il y a  $M$  couleurs différentes de balles.
- ▶ **Processus génératif**: Un génie tire une balle d'une urne initiale. Il annonce la couleur de la balle et repose la balle dans son urne. Selon un processus aléatoire dépendant de la dernière urne concernée, le génie choisit une nouvelle urne (qui peut-être la même que la précédente) et effectue le tirage d'une balle dans cette urne, etc.
- ▶ Modélisation possible: un HMM à  $N$  états (un par urne); chaque état **émet** une balle de couleur selon une loi de probabilité spécifique à l'état. Le choix d'une urne par le génie est modélisé par les probabilités de transition d'un état vers un autre.

---

<sup>1</sup>Analogie proposée par Jack Ferguson

# Des urnes et des balles

- ▶ 3 couleurs: V J R (symboles), 3 urnes (états:  $s_1, s_2, s_3$ ).
- ▶ Le modèle est spécifié par  $\lambda = \{\pi, A, B\}$  où  $\pi = \{0.3, 0.3, 0.4\}$ , et

$$A = \left[ \begin{array}{c|ccc} & s_1 & s_2 & s_3 \\ \hline s_1 & 0.5 & 0.3 & 0.2 \\ s_2 & 0.4 & 0.0 & 0.6 \\ s_3 & 0.0 & 0.3 & 0.7 \end{array} \right] \quad B = \left[ \begin{array}{c|ccc} & V & J & R \\ \hline s_1 & 0.0 & 1.0 & 0.0 \\ s_2 & 0.5 & 0.1 & 0.4 \\ s_3 & 0.2 & 0.0 & 0.8 \end{array} \right]$$

- ▶  $A$  et  $B$  sont respectivement les matrices de **transition** et **d'émission**.
- ▶ Soit une **séquence d'observations**:  $O = \{VJRV\}$   
 $p(O|\lambda)$  ?

# Des urnes et des balles

- ▶ Il existe 5 chemins (séquences) qui génèrent  $O$ :

$$c_1 = \{s_2 s_1 s_3 s_3\} \quad c_3 = \{s_2 s_1 s_2 s_3\} \quad c_5 = \{s_3 s_2 s_3 s_3\}$$

$$c_2 = \{s_2 s_1 s_3 s_2\} \quad c_4 = \{s_3 s_2 s_3 s_2\}$$

$$p(O, c_1 | \lambda) = \pi_2 \cdot b_2(V) \cdot a_{21} \cdot b_1(J) \cdot a_{13} \cdot b_3(R) \cdot a_{33} \cdot b_3(V) = 0.00134$$

$$p(O, c_2 | \lambda) = \pi_2 \cdot b_2(V) \cdot a_{21} \cdot b_1(J) \cdot a_{13} \cdot b_3(R) \cdot a_{32} \cdot b_2(V) = 0.00144$$

$$p(O, c_3 | \lambda) = \pi_2 \cdot b_2(V) \cdot a_{21} \cdot b_1(J) \cdot a_{12} \cdot b_2(R) \cdot a_{23} \cdot b_3(V) = 0.000664$$

$$p(O, c_4 | \lambda) = \pi_3 \cdot b_3(V) \cdot a_{32} \cdot b_2(J) \cdot a_{23} \cdot b_3(R) \cdot a_{32} \cdot b_2(V) = 0.0001728$$

$$p(O, c_5 | \lambda) = \pi_3 \cdot b_3(V) \cdot a_{32} \cdot b_2(J) \cdot a_{23} \cdot b_3(R) \cdot a_{33} \cdot b_3(V) = 0.00016128$$

---

$$p(O | \lambda) = \sum_{i=1}^5 p(O, c_i | \lambda) \times p(c_i | \lambda) = 0.00377808$$

- ▶ La séquence qui explique le mieux l'observation est  $c_2$
- ▶ **Note:** les calculs peuvent être factorisés

# Caractérisation d'un HMM

$$\lambda = (A, B, \pi)$$

**les états** ( $\{S_1, \dots, S_N\}$ ): la séquence d'états est cachée, mais un état correspond souvent à un phénomène précis (ex. urne).

**les observations différentes** ( $\{v_1, \dots, v_M\}$ ): l'alphabet avec lequel on décrit les observations (ex: la couleur des balles).

**les probabilités de transition** ( $A = \{a_{i,j}\}$ ) pour tout  $(i, j) \in [1, N]$  avec:  $a_{ij} = p(q_t = S_j | q_{t-1} = S_i), \forall (i, j) \in [1, N]$

**Note:**  $a_{i,j} \geq 0$  et  $\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1 \forall (i, j) \in [1, N]$

**les probabilités d'émission** ( $B = \{b_j(k)\}$ ) pour tout  $j \in [1, N]$  et  $k \in [1, M]$  avec:  $b_j(k) = p(v_k \text{ à l'instant } t | q_t = S_j)$

**Note:**  $b_j(k) \geq 0$  et  $\sum_{o=1}^M b_j(o) = 1$

**les probabilités initiales** ( $\pi = \{\pi_i\}$ ) avec  $\pi_i = p(q_1 = S_i), \forall i$

**Note:**  $\pi_i(k) \geq 0$  et  $\sum_{i=1}^N \pi_i = 1$

# Les trois problèmes fondamentaux des HMMs

**Évaluation:** Sachant  $O = \{O_1 O_2 \dots O_T\}$  et  $\lambda = (A, B, \pi)$ , comment calculer  $p(O|\lambda)$  ?

Évaluer une observation selon un modèle

**Retirer le H de Hidden:** Sachant  $O = \{O_1 O_2 \dots O_T\}$  et  $\lambda = (A, B, \pi)$ , comment trouver la séquence (cachée) **optimale** d'états?

Ce qui en pratique nous intéresse le plus souvent

**Apprentissage:** Sachant un corpus d'entraînement  $O$ , comment ajuster les paramètres  $\lambda$  du modèle ?

Le problème le plus difficile

# Solution au problème 1

## Évaluation

- ▶ Soit  $Q = q_1 q_2 \dots q_T$  une séquence d'états pouvant "expliquer"  $O$ .

$$p(O|\lambda) = \sum_{\text{all } Q} p(O, Q|\lambda) = \sum_{\text{all } Q} p(O|Q, \lambda) p(Q|\lambda)$$

- ▶ avec:

$$p(O|Q, \lambda) = \prod_{t=1}^T p(o_t|q_t, \lambda) = b_{q_1}(o_1) \times b_{q_2}(o_2) \dots b_{q_T}(o_T)$$

$$p(Q|\lambda) = \pi_{q_1} \times a_{q_1 q_2} \times \dots \times a_{q_{T-1} q_T}$$

- ▶ donc:

$$p(O|\lambda) = \sum_{q_1 \dots q_T} \pi_{q_1} b_{q_1}(o_1) a_{q_1 q_2} b_{q_2}(o_2) \dots a_{q_{T-1} q_T} b_{q_T}(o_T)$$

**Complexité:**  $(2T - 1) \times N^T$  multiplications,  $N^T - 1$  additions

**Ex:**  $N = 5$  (états),  $T = 100$  (observations)

▶ de l'ordre de  $2 \times 100 \times 5^{100} \approx 10^{72}$  opérations !

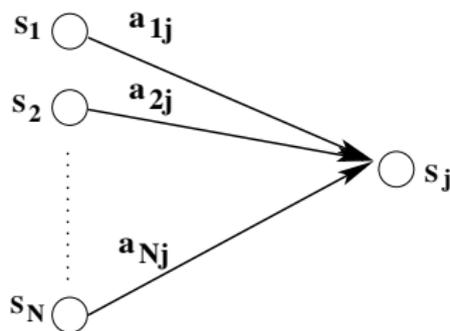
# Solution au problème 1

Calcul forward (en avant):  $\alpha_t(i) = p(o_1 \dots o_t, q_t = s_i | \lambda)$

**Init:**  $\alpha_1(i) = \pi_i b_i(o_1), \forall i \in [1, N]$

**Induction:**  $\alpha_{t+1}(j) = \left[ \sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \right] b_j(o_{t+1})$ , pour tout  $t \in [1, T-1]$  et pour tout  $j \in [1, N]$

**Terminaison:**  $p(O | \lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i)$



**Complexité:**  $o(N^2 \times T)$  opérations au lieu de  $o(T \times N^T)$

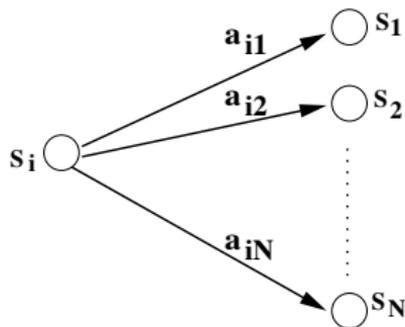
**Ex:**  $N = 5, T = 100 \triangleright$  environ 3000 opérations (vs  $10^{72}$  !!!)

# Solution au problème 1

Calcul backward (en arrière):  $\beta_t(i) = p(o_{t+1} \dots o_T | q_t = s_i, \lambda)$

**Init:**  $\beta_T(i) = 1, \forall i \in [1, M]$

**Induction:**  $\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)$  pour tout  $t \in [1, T-1]$  et pour tout  $i \in [1, M]$



**Note:** même complexité que le calcul forward.

## Solution au problème 2 (séquence optimale)

$$\gamma_t(i) = p(q_t = s_i | O, \lambda)$$

- ▶ Pas de réponse unique.
- ▶ **Un critère possible:** choisir l'état le plus probable individuellement pour chaque  $t$ :

$$\hat{q}_t = \operatorname{argmax}_{1 \leq i \leq N} [\gamma_t(i)], \quad \forall t \in [1, T]$$

- ▶ où  $\gamma_t(i)$  la probabilité d'être dans l'état  $s_i$  au temps  $t$ :

$$\gamma_t(i) = \frac{p(q_t = s_i, O | \lambda)}{p(O | \lambda)} = \frac{\alpha_t(i) \times \beta_t(i)}{\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) \times \beta_t(i)}$$

(On peut calculer les  $\gamma$  une fois les  $\alpha$  et  $\beta$  calculés)

- ▶ **Problème:** rien ne garantit que les transitions entre chaque état de  $\hat{Q}$  sont valides
- ▶ Critère local.

# Solution au problème 2 (séquence optimale)

## Algorithme de Viterbi

- ▶  $\hat{Q} = \operatorname{argmax}_Q p(Q|O, \lambda) = \operatorname{argmax}_Q p(O, Q|\lambda)$   
*car*  $p(O, Q|\lambda) = p(Q|O, \lambda) \times p(O|\lambda)$

- ▶ Posons:

$$\delta_t(i) = \max_{q_1 \dots q_{t-1}} p(q_1 q_2 \dots q_t = s_i, o_1 \dots o_t | \lambda)$$

- ▶ Par induction:

$$\delta_{t+1}(j) = [\max_i \delta_t(i) a_{ij}] \times b_j(o_{t+1})$$

- ▶ On conserve pour chaque  $t$  et chaque  $i$  l'état ayant amené au maximum  $\delta_t(j)$ , soit  $\phi_t(j)$

# Solution au problème 2

Viterbi

**init:**  $\delta_1(i) = \pi_i b_i(o_1)$  et  $\phi_1(i) = 0$

**réursion:**

$$\begin{aligned}\delta_t(j) &= \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_{t-1}(i) a_{ij}] b_j(o_t) & 2 \leq t \leq T \\ \phi_t(j) &= \operatorname{argmax}_{1 \leq i \leq N} [\delta_{t-1}(i) a_{ij}] & 1 \leq j \leq N\end{aligned}$$

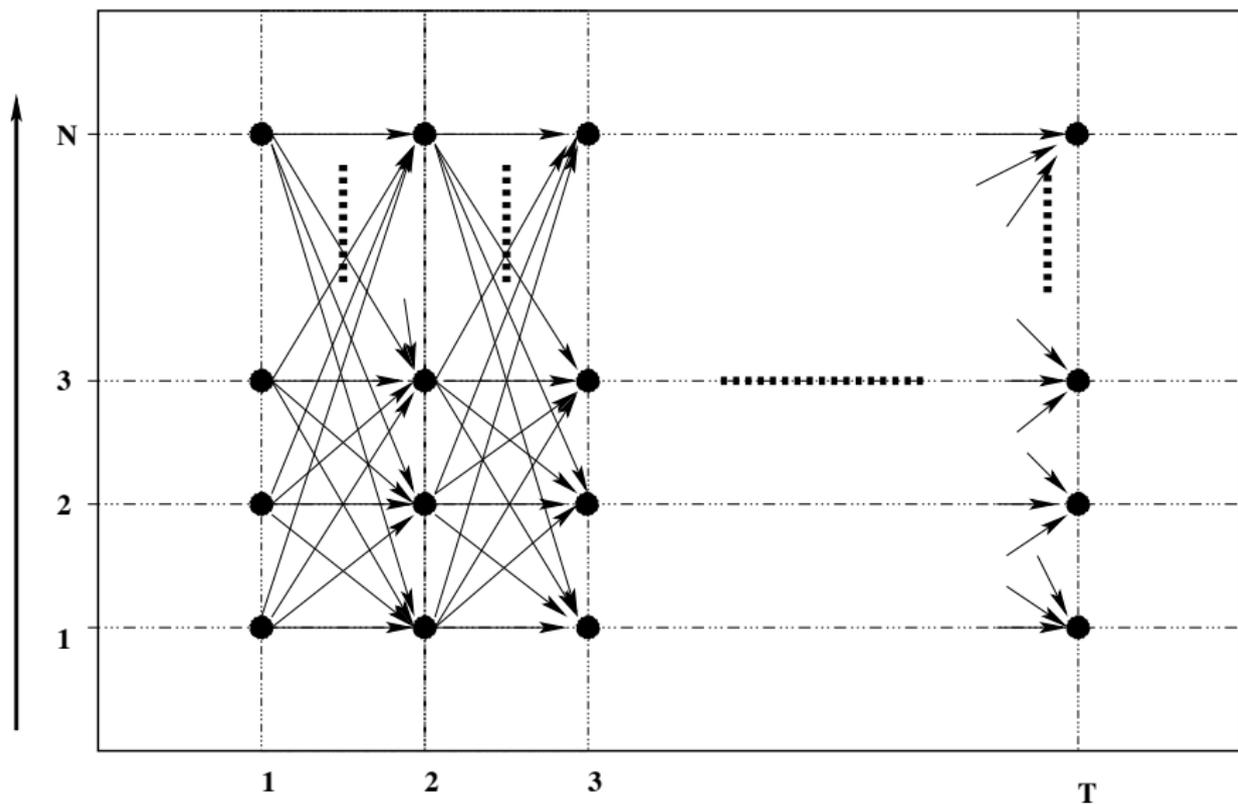
**fin:**

$$\hat{p} = \max_{1 \leq i \leq N} \delta_T(i)$$

$$\hat{q}_T = \operatorname{argmax}_{1 \leq i \leq N} \delta_T(i)$$

**meilleure séquence:**  $\hat{q}_t = \phi_{t+1}(\hat{q}_{t+1}), t = T-1, T-2, \dots, 1$

# Structure en treillis



# Algorithme de Viterbi

## code

- ▶ Soit  $S$  une table  $N \times T$ , telle que:  
 $S[t, i] = (\gamma_t(i), \phi_t(i)) = (S[t, i].p, S[t, i].b)$
- ▶ Soit  $A[i, j]$  la matrice de transition et  $B[i, k]$  la matrice d'émission, avec  $(i, j) \in [1, N]$  et  $k \in [1, M]$ .  
(matrice de transition souvent creuse)
- ▶ Pour éviter de faire un cas particulier pour les probabilités initiales, on peut étendre  $A$  d'une ligne et d'une colonne:  
 $A[0, i] = \pi_i$  et  $A[i, 0] = 0 \forall i \in [1, N]$

# Algorithme de Viterbi

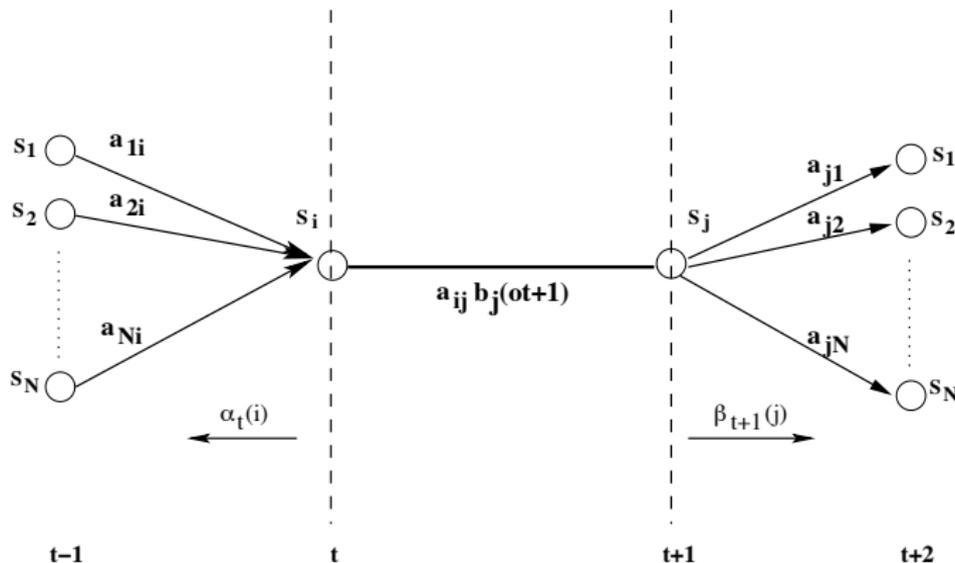
code

```
// Décodage de  $o_1 o_2 \dots o_T$  (à faire dans le domaine des log !)  
S[0,0].p  $\leftarrow$  1  
for t  $\leftarrow$  1 à T do  
  for i  $\leftarrow$  1 à N do  
    S[t,i].p  $\leftarrow$  0  
    e  $\leftarrow$  B[i,  $o_t$ ]  
    for j  $\leftarrow$  1 à N do  
      if (A[j, i] > 0) et ((m = (S[t-1, j].p  $\times$  A[j, i])) > S[t, i].p) then  
        S[t, i]  $\leftarrow$  (m, j)  
        S[t, i].p  $\leftarrow$  S[t, i].p  $\times$  e  
// Retour  
 $\hat{s} \leftarrow \operatorname{argmax}_{i \in [1, M]: S[T, i].p > 0} S[T, i].p$   
if S[T,  $\hat{s}$ ].p > 0 then  
  Retourner le chemin à partir de S[T,  $\hat{s}$ ]  
else  
  Échec de reconnaissance
```

# Problème 3 (estimer $\lambda$ )

## Algorithme Baum-Welch

- ▶ à maximum de vraisemblance, par une procédure itérative (EM) qui maximise  $p(O|\lambda)$
- ▶ Soit  $\xi_t(i, j) = p(q_t = s_i, q_{t+1} = s_j | O, \lambda)$  la probabilité de transiter de  $i$  vers  $j$  au temps  $t$  sachant l'observation  $O$  et le modèle.



# Algorithme Baum-Welch

Avec un peu (beaucoup?) d'intuition

$\overline{\pi}_i$  = nombre espéré de fois où au temps 1 on est en  $s_i$  (=  $\gamma_1(i)$ )

$$\overline{a_{ij}} = \frac{\text{nb. espéré de transitions de } s_i \text{ vers } s_j}{\text{nb. espéré de transitions depuis } s_i} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i,j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)}$$

$\overline{b_j(k)}$

$$\begin{aligned} &= \frac{\text{nb. espéré de fois où on est en } s_j \text{ et on observe } v_k}{\text{nb. espéré de fois où on est dans } s_j} \\ &= \frac{\sum_{t=1}^T \mathbb{1}_{o_t=v_k} \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j)} \end{aligned}$$

- ▶ Baum 1972 démontre la convergence de cet algorithme

# Algorithme Baum-Welch

## Une instance de EM

- ▶ Variable cachée: la séquence d'états  $q$
- ▶ La fonction auxiliaire  $A$  est:

$$A(\lambda, \lambda') = \sum_{q \in \mathcal{Q}} p(O, q | \lambda') \log p(O, q | \lambda)$$

ou (ce qui revient au même en terme de maximisation):

$$A'(\lambda, \lambda') = \sum_{q \in \mathcal{Q}} p(q | O, \lambda') \log p(O, q | \lambda)$$

# Algorithme Baum-Welch

## Une instance de EM

- ▶ Posons  $q = q_1 \dots q_T$  et  $O = o_1 \dots o_T$ .
- ▶  $p(O, q|\lambda) = \pi_{q_1} b_{q_1}(o_1) \prod_{t=2}^T a_{q_{t-1}q_t} b_{q_t}(o_t)$
  
- ▶ On peut décomposer  $A$  en 3 termes indépendants (au regard de la maximisation):

$$\begin{aligned} A(\lambda, \lambda') = & \\ & \sum_{q \in \mathcal{Q}} (\log \pi_{q_1} \times p(O, q|\lambda') + \log b_{q_1}(o_1) \times p(O, q|\lambda')) + \\ & \sum_{q \in \mathcal{Q}} \left( \sum_{t=2}^T \log a_{q_{t-1}q_t} \right) p(O, q|\lambda') + \\ & \sum_{q \in \mathcal{Q}} \left( \sum_{t=2}^T \log b_{q_t}(o_t) \right) p(O, q|\lambda') \end{aligned}$$

# Algorithme Baum-Welch

Une instance de EM: cas des  $\pi_j$

- ▶ Condition nécessaire de la maximisation:  $\frac{\delta}{\delta \pi_i} A = 0$
- ▶ Maximiser A (selon  $\pi_j$ ) est équivalent à:
  - ▶ maximiser seulement  $\sum_{q \in \mathcal{Q}} \log \pi_{q_1} \rho(O, q | \lambda')$
  - ▶ qui revient à maximiser  $\sum_{i=1}^N \log \pi_i \rho(O, q_1 = i | \lambda')$
- ▶ Coefficient de Lagrange ( $\mu$ ) pour la contrainte  $\sum_{j=1}^N \pi_j = 1$ :

$$\frac{\delta}{\delta \pi_i} \left( \sum_{i=1}^N \log \pi_i \rho(O, q_1 = i | \lambda') - \mu \left( \sum_{j=1}^N \pi_j - 1 \right) \right) = 0$$

# Algorithme Baum-Welch

Une instance de EM: cas des  $\pi_j$

$$\frac{p(O, q_1 = i | \lambda')}{\pi_i} - \mu = 0 \quad \forall i \in [1, N]$$

Soit:

$$\pi_i = \frac{p(O, q_1 = i | \lambda')}{\mu} \quad \forall i \in [1, N]$$

Or:

$$\sum_{i=1}^N \pi_i = 1 = \sum_{i=1}^N \frac{p(O, q_1 = i | \lambda')}{\mu} \implies \mu = \sum_{i=1}^N p(O, q_1 = i | \lambda')$$

D'où :

$$\pi_i = \frac{p(O, q_1 = i | \lambda')}{\sum_j p(O, q_1 = j | \lambda')} = \gamma_1(i)$$

# Limitations de l'approche à maximum de vraisemblance

- ▶ Soit  $V$  modèles  $(\lambda_v)$ ,  $v \in [1, V]$ , et une tâche de reconnaissance:

$$\hat{v} = \operatorname{argmax}_v p(O|\lambda_v)$$

- ▶ Lors de l'entraînement ML des modèles, on a:

$$p_v^* = \max_{\lambda_v} p(O^v|\lambda_v)$$

où  $O^v$  représente l'ensemble des données étiquetées  $v$  dans le corpus d'entraînement ( $O$ ).

- ▶ un jeu d'observations séparé pour l'entraînement de chaque modèle

# Autre critère

## Maximum Mutual Information (MMI)

$$I = \max_{\lambda} \left\{ \sum_{v=1}^V \left[ \log p(O^v | \lambda_v) - \log \sum_{k \neq v} p(O^v | \lambda_k) \right] \right\}$$

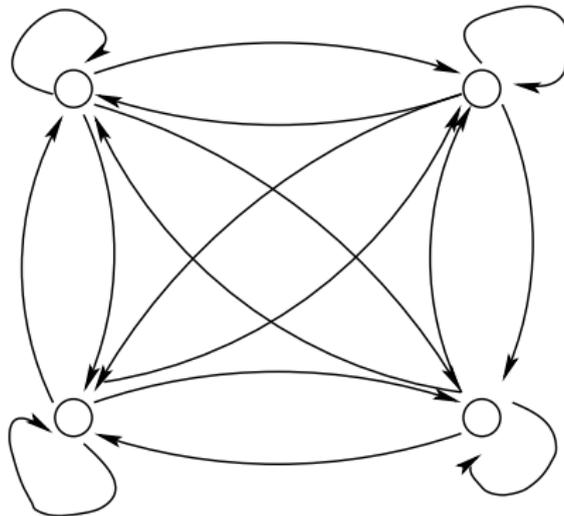
avec  $\lambda = \{\lambda_1, \dots, \lambda_V\}$

- ▶ Apprentissage plus coûteux

# Topologie d'un modèle

## Modèles ergodiques

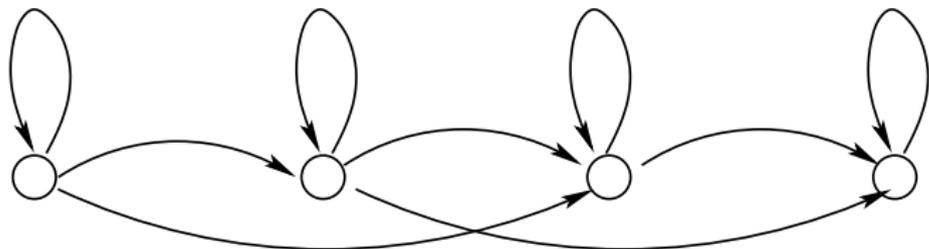
- ▶ Un modèle est **ergodique** si tout état est atteignable depuis tout autre état en un nombre fini de transitions.
- ▶ Exemple pour  $N = 4$ :



# Topologie d'un modèle

## Modèles gauche-droite

- ▶ modèle de Bakis:



- ▶ Dans un modèle gauche-droite:  $a_{ij} = 0$  si  $j < i$

$$\pi_i = \begin{cases} 1 & \text{si } i = 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

- ▶ On a souvent des contraintes supplémentaires comme:  
 $a_{ij} = 0$  si  $j > i + \Delta$  ( $\Delta = 2$  dans les modèles de Bakis)
- ▶ Les modèles gauche-droite permettent de modéliser des signaux qui évoluent avec le temps (ex: parole)

# Détail d'implantation des HMMs

## Scaling des $\alpha_t(i), \beta_t(i)$

$\alpha_t(i) = p(o_1 o_t, q_t = s_i | \lambda)$  nécessite le calcul de:

$$\left( \prod_{s=1}^{t-1} a_{q_s q_{s+1}} \prod_{s=1}^t b_{q_s}(o_s) \right)$$

- ▶ Plus  $t$  est grand et plus le résultat de ce calcul tend vers 0. La précision des réels en C (ou équivalent) est insuffisante pour coder ces valeurs, plus  $t$  augmente (de l'ordre de 100).
- ⇒ Il faut normaliser  $\alpha_t(i)$ .
- ▶ **Idée:** on multiplie  $\alpha_t(i)$  par une valeur qui ne dépend que de  $t$  et qui assure une bonne dynamique de  $\alpha_t(i)$ . On applique également le même coefficient à  $\beta_t(i)$  (même problème de précision). À la fin, ces coefficients s'annulent.

# Observations multiples

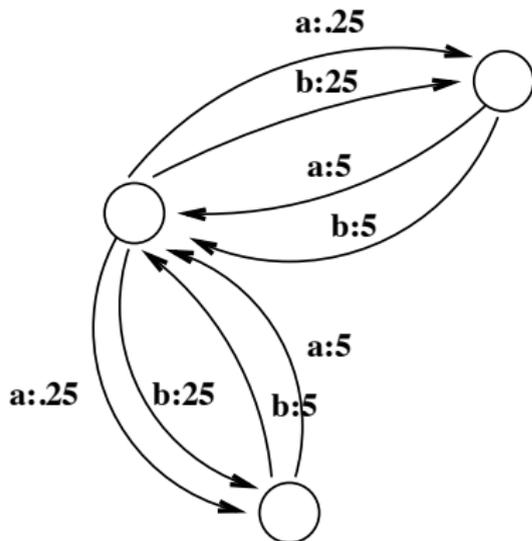
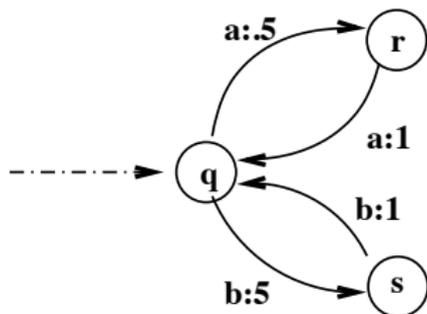
- ▶ Souvent, le corpus d'entraînement est présenté comme un ensemble de séquences d'observations (ex: phrases).
- ▶ Soit  $K$  le nombre de séquences:  
 $O = [O^1, O^2, \dots, O^K]$  avec  $O^i = [O^i_1 O^i_2 \dots O^i_{T_i}] \quad \forall i \in [1, K]$
- ▶ en supposant l'indépendance de chaque phrase:  
 $p(O|\lambda') = \prod_{k=1}^K p(O^k|\lambda') = \prod_{k=1}^K P_k$
- ▶ Alors les formules de réestimations sont:

$$\overline{a_{ij}} = \frac{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{t=1}^{T_k-1} \alpha_t^k(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}^k) \beta_{t+1}^k(j)}{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{t=1}^{T_k-1} \alpha_t^k(i) \beta_t^k(j)}$$

$$\overline{b_j(l)} = \frac{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{t=1: o_t=l}^{T_k-1} \alpha_t^k(i) \beta_t^k(j)}{\sum_{k=1}^K \frac{1}{P_k} \sum_{t=1}^{T_k-1} \alpha_t^k(i) \beta_t^k(j)}$$

# Les points critiques

Exemple pris dans Charniak 1993



- ▶ Apprentissage sur le corpus  $\{aabb\}$ :
  - ▶ avec le second modèle, les estimées ne changeront pas
- ▶ ajouter du bruit lors de l'initialisation avant apprentissage

# Problèmes d'EM

- ▶ Si une transition (par exemple) n'est pas utile pour la génération de  $O$ , alors cette transition va voir sa probabilité décroître à chaque itération.
  - ▷ sur-entraînement
- ▶ EM converge vers un maximum local de la vraisemblance.
  - ▷ importance des choix initiaux

# HMMs en reconnaissance de la parole (RAP)

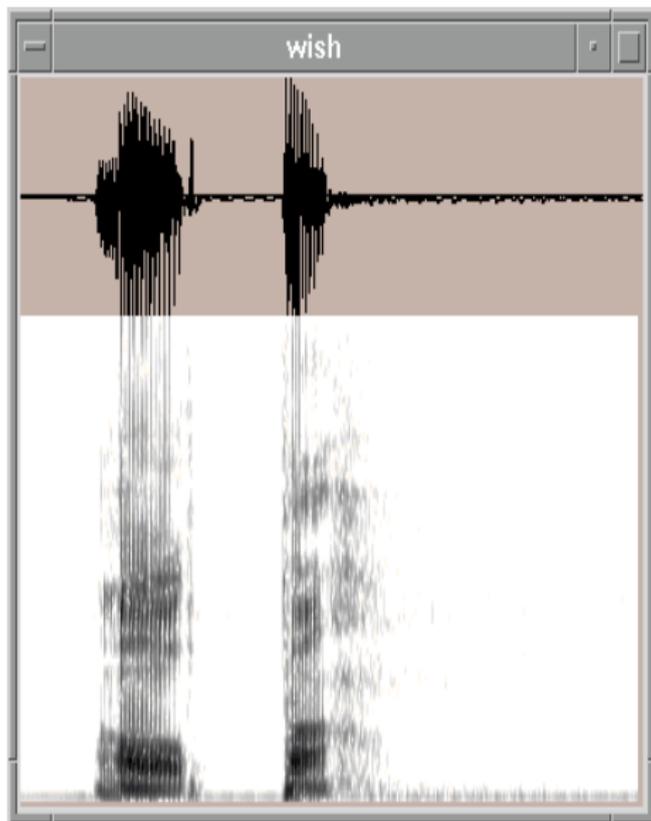
À l'entrée du canal: une séquence de mots  $w$

À la sortie du canal: un signal de parole  $O$

$$\begin{aligned}\hat{w} &= \operatorname{argmax}_{w \in \mathcal{F}} p(w|O) \\ &= \operatorname{argmax}_{w \in \mathcal{F}} \frac{p(O|w) \times p(w)}{p(O)} \\ &= \operatorname{argmax}_{w \in \mathcal{F}} \underbrace{p(O|w)}_{\text{acoustico-phonétique}} \times \underbrace{p(w)}_{\text{modèle de langue}}\end{aligned}$$

- Pour un bon panorama des techniques markoviennes utilisées dans les systèmes de RAP, lire (Huang, Ariki, and Jack 1990)

# Représentation du signal

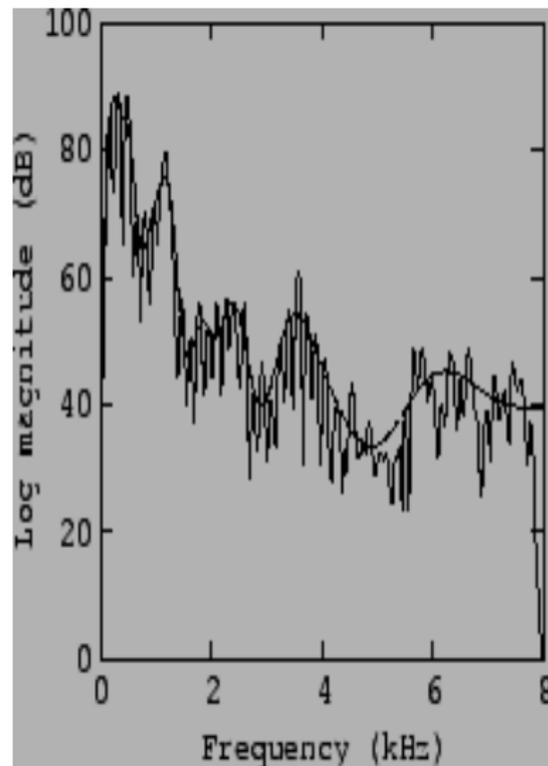
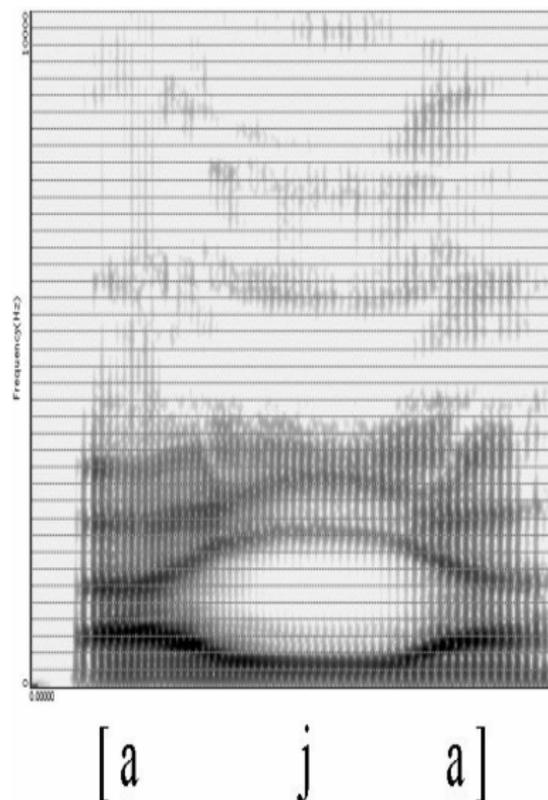


**Typiquement:**

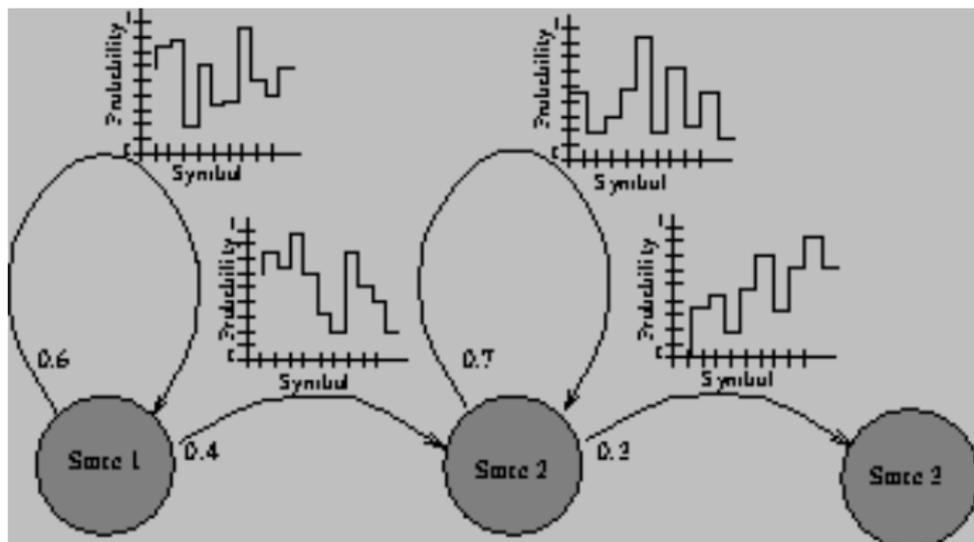
**Signal** 16 000  
échantillons par  
seconde  
(1 échantillon =  
16 bits)

**Spectro** 39 coefficients  
par trame  
(1 trame = 10 ms)  
⇒ 3900 valeurs  
par seconde.

# Représentation du signal

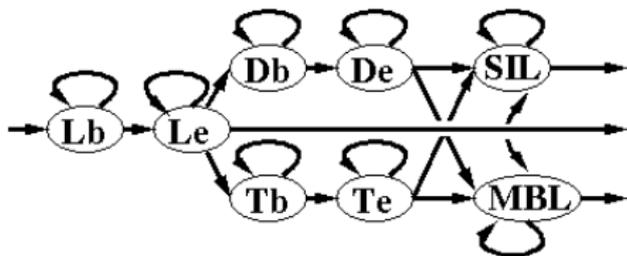
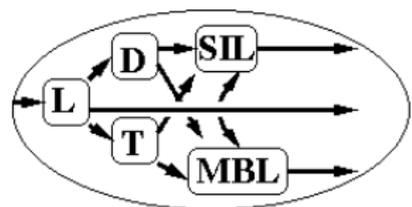
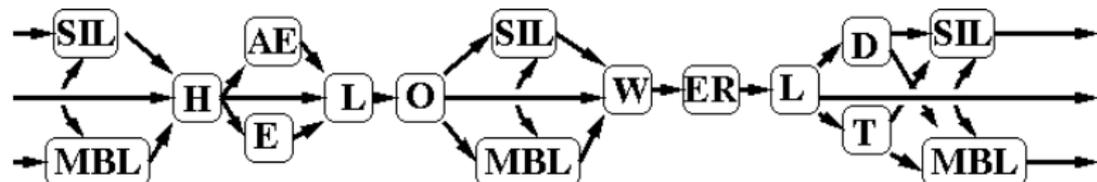


# Exemple de modèle acoustique



# Exemple de graphe de reconnaissance

<http://isl.ira.uka.de/speechCourse/slides/>



# Références I



Baum, L.E. (1972). “An inequality and associated maximization technique in statistical estimation of probabilistic functions of a Markov process”. In: *Inequalities 3*, pp. 1–8.



Charniak, Eugene (1993). *Statistical Language Learning*. MIT Press.



Huang, X.D., Y. Ariki, and M.A. Jack (1990). *Hidden Markov Models for Speech Recognition*. ISBN-0-7486-0162-7. Edinburgh University Press.