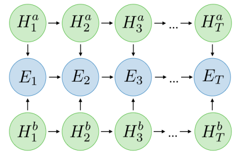
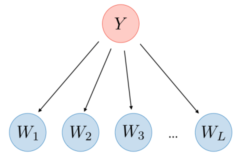
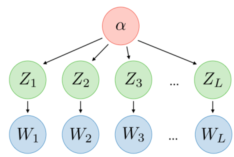
HMM factoriel	$H_t^o \underset{o\in\{a,b\}}{\sim} p(H_t^o\|H_{t-1}^o)$ $E_t \sim p(E_t\|H_t^a,H_t^b)$		Suivi de plusieurs objets
Bayésien naïf	$Y \sim p(Y)$ $W_i \sim p(W_i\|Y)$		Classification de document
Allocation de Dirichlet latente (LDA)	$\alpha \in \mathbb{R}^K$ distribution $Z_i \sim p(Z_i\|\alpha)$ $W_i \sim p(W_i\|Z_i)$		Modélisation de sujet

3.2.3 Inférence

❒ **Stratégie générale pour l'inférence probabiliste** – La stratégie que l'on utilise pour calculer la probabilité $P(Q|E = e)$ d'une requête Q étant donnée l'observation $E = e$ est la suivante :

— Étape 1 : on enlève les variables qui ne sont pas les ancêtres de la requête Q ou de l'observation E par marginalisation

— Étape 2 : on convertit le réseau bayésien en un graphe de facteurs

— Étape 3 : on conditionne sur l'observation $E = e$

— Étape 4 : on enlève les nœuds déconnectés de la requête Q par marginalisation

— Étape 5 : on lance un algorithme d'inférence probabiliste (manuel, élimination de variables, échantillonnage de Gibbs, filtrage particulaire)

❒ **Algorithme progressif-rétrogressif** – L'algorithme progressif-rétrogressif (en anglais *forward-backward*) calcule la valeur exacte de $P(H = h_k|E = e)$ pour chaque $k \in \{1, ..., L\}$ dans le cas d'un HMM de taille L. Pour ce faire, on procède en 3 étapes :

— Étape 1 : pour $i \in \{1,..., L\}$, calculer $F_i(h_i) = \sum_{h_{i-1}} F_{i-1}(h_{i-1})p(h_i|h_{i-1})p(e_i|h_i)$

— Étape 2 : pour $i \in \{L,..., 1\}$, calculer $B_i(h_i) = \sum_{h_{i+1}} B_{i+1}(h_{i+1})p(h_{i+1}|h_i)p(e_{i+1}|h_{i+1})$

— Étape 3 : pour $i \in \{1,...,L\}$, calculer $S_i(h_i) = \frac{F_i(h_i)B_i(h_i)}{\sum_{h_i} F_i(h_i)B_i(h_i)}$

avec la convention $F_0 = B_{L+1} = 1$. À partir de cette procédure et avec ces notations, on obtient

$$\boxed{P(H = h_k|E = e) = S_k(h_k)}$$

Remarque : cet algorithme interprète une affectation comme étant un chemin où chaque arête $h_{i-1} \to h_i$ a un poids $p(h_i|h_{i-1})p(e_i|h_i)$.