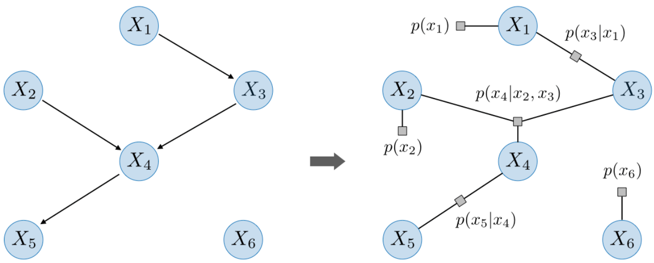


❒ **Normalisation locale** – Pour chaque $x_{\textrm{Parents}(i)}$, tous les facteurs sont localement des lois de probabilité conditionnelles. Elles doivent donc vérifier :

$$\boxed{\sum_{x_i}p(x_i|x_{\textrm{Parents}(i)})=1}$$

De ce fait, les sous-réseaux bayésiens et les distributions conditionnelles sont consistants.

Remarque : les lois locales de probabilité conditionnelles sont de vraies lois de probabilité conditionnelles.

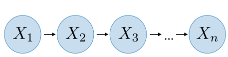
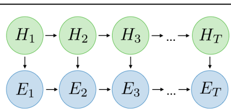
❒ **Marginalisation** – La marginalisation d'un nœud sans enfant entraine un réseau bayésian sans ce nœud.

3.2.2 Programmes probabilistes

❒ **Concept** – Un programme probabiliste rend aléatoire l'affectation de variables. De ce fait, on peut imaginer des réseaux bayésiens compliqués pour la génération d'affectations sans avoir à écrire de manière explicite les probabilités associées.

Remarque : quelques exemples de programmes probabilistes incluent parmi d'autres le modèle de Markov caché (en anglais hidden Markov model ou HMM), HMM factoriel, le modèle bayésien naïf (en anglais naive Bayes), l'allocation de Dirichlet latente (en anglais latent Dirichlet allocation ou LDA), le modèle à blocs stochastiques (en anglais stochastic block model).

❒ **Récapitulatif** – La table ci-dessous résume les programmes probabilistes les plus fréquents ainsi que leur champ d'application associé :

Programme	Algorithme	Illustration	Exemple
Modèle de Markov	$X_i\sim p(X_i\|X_{i-1})$		Modélisation du langage
Modèle de Markov caché (HMM)	$H_t\sim p(H_t\|H_{t-1})$ $E_t\sim p(E_t\|H_t)$		Suivi d'objet