

4.1 Modèles Graphiques non-orientés

Définition 4.1 Soient $G = (V, E)$ un graphe non orienté, \mathcal{C} l'ensemble des cliques (maximales) de G , alors la famille des lois associées à G , $\mathcal{L}(G)$ s'écrit :

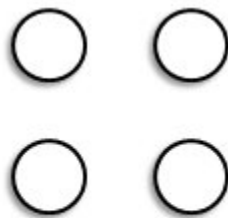
$$\mathcal{L}(G) = \left\{ \text{loi } p(x) \mid p(x) = \frac{1}{Z} \prod_{C \in \mathcal{C}} \psi_C(x_C), \psi_C \geq 0 \right\}$$

où Z est une constante de normalisation:

$$Z = \sum_x \prod_{C \in \mathcal{C}} \psi_C(x_C)$$

Dans le cas d'indépendance, on a

Proposition 4.2 Si $E = \emptyset$, alors $p(x) = \prod_{i=1}^n \psi_i(x_i)$.



Cas d'indépendance

Quand la loi $p(x) \in \mathcal{L}(G)$, on dit que $p(x)$ se factorise dans G . On peut s'étendre cette terminologie et on dit que la fonction $u(x)$ se factorise dans G si

$$u(x) = \prod_{C \in \mathcal{C}} \psi_C(x_C).$$

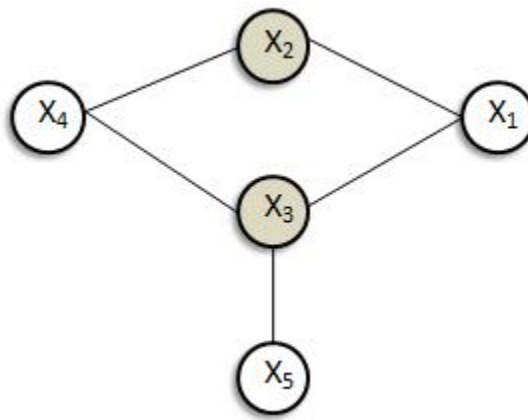


Figure 4.1. Dans ce graphe, $p(x)$ se factorise sous la forme: $\psi_{12}(x_{12})\psi_{24}(x_{24})\psi_{43}(x_{43})\psi_{31}(x_{31})\psi_{35}(x_{35})$.



les ψ_C sont définies à une constante près.



Dans la définition de la factorisation dans le modèle graphique non orienté, on peut prendre pour \mathcal{C} , soit l'ensemble des cliques, soit l'ensemble des cliques maximales. En effet, chaque clique C est incluse dans une clique maximale et le potentiel ψ_C associé peut être combiné avec celui de cette clique maximale.

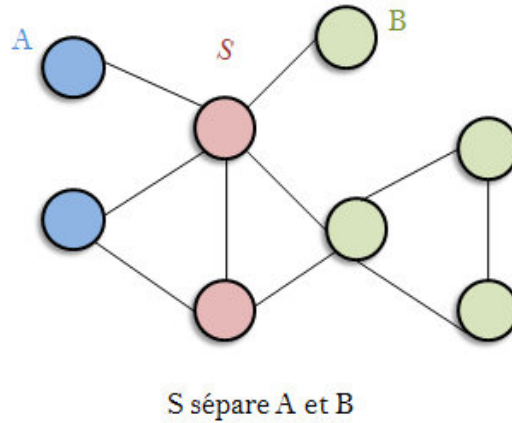
4.2 Séparation et Indépendance

Une relation entre la loi associée à G et la séparation/indépendance est donnée par:

Proposition 4.3 Soit $G = (V, E)$ un graphe non orienté avec la loi $p(x) \in \mathcal{L}(G)$, alors pour tout $A, B, S \subset V$ tels que S sépare A et B , on a $X_A \perp\!\!\!\perp X_B \mid X_S$.

Démonstration A et B étant séparés par S implique que A , B et S sont disjoints. V peut alors être partitionné par \tilde{A} , \tilde{B} et S , où \tilde{A} contient tous les éléments de A et tous les éléments dans $V \setminus S$ qui sont connectés à A ; $\tilde{B} = V \setminus S \cup \tilde{A}$. Alors $V = \tilde{A} \cup \tilde{B} \cup S$ et S sépare \tilde{A} et \tilde{B} . Soit C une clique du graphe, alors il est impossible que $C \cap \tilde{A} \neq \emptyset$ et $C \cap \tilde{B} \neq \emptyset$, car sinon il aura un chemin connectant \tilde{A} et \tilde{B} . Donc $C \cap \tilde{A} = \emptyset$ ou $C \cap \tilde{B} = \emptyset$, ce qui est équivalent à:

$$C \subset \tilde{A} \cup S \quad \text{ou} \quad C \subset \tilde{B} \cup S$$



Alors $p(x)$ peut être décomposé comme:

$$p(x) = \prod_{C \subset \tilde{A} \cup S} \psi_C(x_C) \prod_{C \subset \tilde{B} \cup S} \psi_C(x_C) := g(x_{\tilde{A} \cup S}) \cdot h(x_{\tilde{B} \cup S}).$$

Or $A \subset \tilde{A}$ et $B \subset \tilde{B}$, on en déduit que

$$\begin{aligned} p(x_A | x_B, x_S) &= \frac{p(x_A, x_B, x_S)}{p(x_B, x_S)} = \frac{g(x_A, x_S) h(x_B, x_S)}{g(x_S) h(x_B, x_S)} \\ &= \frac{g(x_A, x_S) h(x_S)}{g(x_S) h(x_S)} = \frac{p(x_A, x_S)}{p(x_S)} = p(x_A | x_S). \end{aligned}$$

On peut ainsi conclure que $X_A \perp\!\!\!\perp X_B \mid X_S$. ■

La réciproque est admise:

Théorème 4.4 (*Hammersley-Clifford*) Si $\forall x, p(x) > 0$ alors :

$$[\forall A, B, S \subset V \text{ t.q. } S \text{ sépare } A \text{ et } B \implies X_A \perp\!\!\!\perp X_B \mid X_S] \implies p(x) \in \mathcal{L}(G)$$

Proposition 4.5 (*Marginalisation*) Soit $G = (V, E)$ un graphe non orienté avec la loi $p(x) \in \mathcal{L}(G)$, alors $p(x_1, \dots, x_{n-1})$ se factorise dans le graphe G' égale à:

- au graphe G restreint aux noeuds X_1, \dots, X_{n-1} ,
- auquel on rajoute tous les connexions entre les voisins de n .

Démonstration Il suffit de séparer les cliques qui contiennent n :

$$p(x) = \prod_{C \in \mathcal{C}} \psi_C(x_C) = \prod_{n \in C} \psi_C(x_C) \prod_{n \notin C} \psi_C(x_C),$$

$$p(x_1, \dots, x_{n-1}) = \sum_{x_n} p(x) = g(x_{\text{voisins de } n}) \prod_{n \notin C} \psi_C(x_C).$$

■

4.3 Comparaisons

	Modèles graphiques orientés	Modèles graphiques non-orientés
Définition	$p(x) = \prod_{i=1}^n p(x_i x_{\pi_i})$	$p(x) = \frac{1}{Z} \prod_{C \in \mathcal{C}} \psi_C(x_C)$
Séparation	d-séparation	séparation
Marginalisation	non close	close

On va s'intéresser à la relation entre le graphe orienté et non-orienté.

Définition 4.6 Soit $G = (V, E)$ est un DAG, le graphe symétrisé $\tilde{G} = (\tilde{V}, \tilde{E})$ est tels que $\tilde{V} = V$, $(u, v) \in \tilde{E}$ ssi. $(u, v) \in E$ ou $(v, u) \in E$.

Sous cette définition, on a

Propriété 4.7 Soit $G = (V, E)$ est un DAG et il n'admet pas de v -structure, alors $\mathcal{L}(G) = \mathcal{L}(\tilde{G})$.

Définition 4.8 Soit $G = (V, E)$ est un DAG, le graphe moralisé \bar{G} est le graphe symétrisé, dont on a connecté les parents entre eux.

Sous ces définitions, on a

Propriété 4.9 Soit $G = (V, E)$ est un DAG, alors

- G n'a pas de v -structure $\Rightarrow \bar{G} = \tilde{G}$.
- $\mathcal{L}(G) \subset \mathcal{L}(\bar{G})$.

4.4 Algorithme d'élimination

4.4.1 Marginalisation - un exemple

Définition 4.10 Soient $u : (X_1, \dots, X_n) \rightarrow R_+$ et $A \subset \{1, \dots, n\}$, la marginale sur x_A est définie par:

$$u(x_A) = \sum_{x_{A^c}} u(x). \quad (4.1)$$

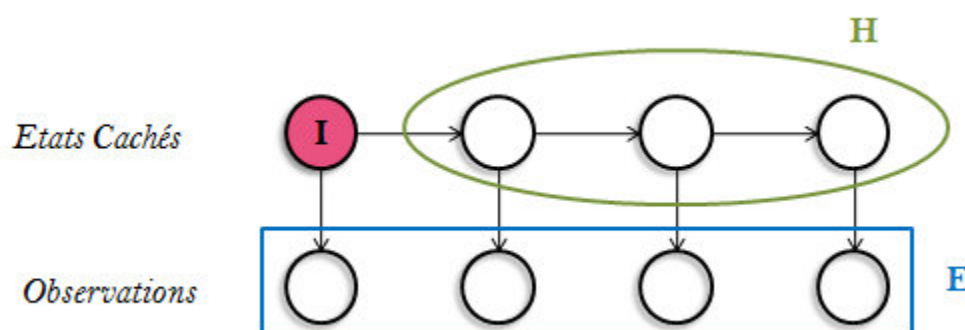


Figure 4.2. $V = I \cup H \cup E$ et l'on veut calculer $p(x_I | x_E)$.

On se ramène à calculer $u(x_A)$ efficacement. Par exemple, dans le graphe suivant, on calcule $u(x_1)$ selon le principe suivant: sommer de proche en proche n fois (avec peu de termes), au lieu de sommer en une fois (avec 2^n termes si les variables sont toutes binaires):

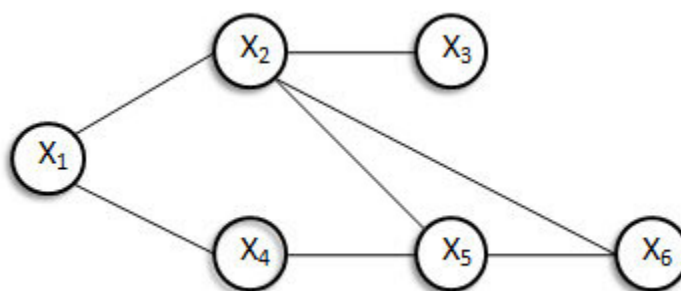


Figure 4.3. $u(x) = \psi_{12}(x_{12})\psi_{14}(x_{14})\psi_{23}(x_{23})\psi_{45}(x_{45})\psi_{256}(x_{256})$.

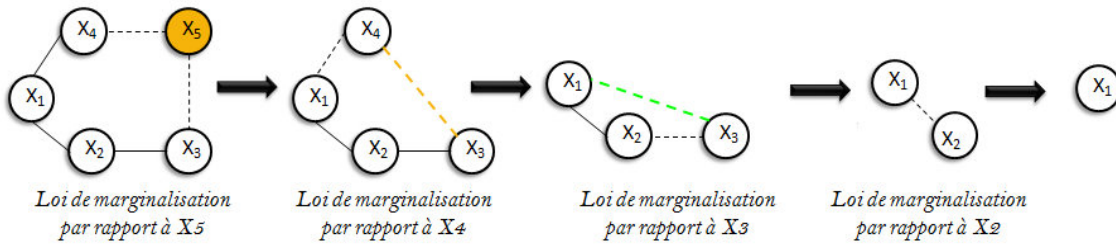
$$\begin{aligned}
u(x_1) &= \sum_{x_2, x_3, x_4, x_5, x_6} u(x) \\
&= \sum_{x_2, x_3, x_4, x_5, x_6} \psi_{12}(x_{12}) \psi_{14}(x_{14}) \psi_{23}(x_{23}) \psi_{45}(x_{45}) \psi_{256}(x_{256}) \\
&= \sum_{x_2} \psi_{12}(x_{12}) \sum_{x_3} \psi_{23}(x_{23}) \sum_{x_4} \psi_{14}(x_{14}) \sum_{x_5} \psi_{45}(x_{45}) \sum_{x_6} \psi_{256}(x_{256}).
\end{aligned}$$

4.4.2 Algorithme d'élimination

Soit $G = (V, E)$ un graphe non orienté. On considère l'ordre d'élimination $I = (n, n-1, \dots, 1)$. A chaque étape, l'algorithme élimine le noeud qui suit dans l'ordre I , c'est-à-dire, supprime le noeud du graphe et connecte les voisins restants et on obtient une séquence de graphes $G_n = G, G_{n-1}, \dots, G_0 = \emptyset$ tels que $\forall k = n, \dots, 1, G_k = (V_k, E_k)$ tels que

$$V_k = \{1, \dots, k\}, \quad E_{k-1} = (E_k \cap V_{k-1} \times V_{k-1}) \cup N_{G_k}(k) \times N_{G_k}(k),$$

où $N_{G_k}(k)$ désigne l'ensemble des voisins du sommet k dans G_k .



Sous ces notations,

Définition 4.11 Le graphe reconstitué (aussi dit triangulé) est

$$G^\Delta = (V, \cup_k E_k).$$

Définition 4.12 On appelle clique d'élimination du noeud k l'ensemble des voisins d'un noeud après son élimination, le noeud lui-même y compris, i.e., l'ensemble $N_{G_k}(k) \cup \{k\}$. Il faut noter que

- C'est une clique dans G^Δ .
- Si $u(x)$ se factorise dans G , alors $u(x_1, \dots, x_k)$ se factorise dans G_k .

4.4.3 Complexité finale de l'algorithme

Soit les X_1, \dots, X_n prennent Ω valeurs, alors

Proposition 4.13 *la complexité de passer de $u(x_1, \dots, x_k)$ à $u(x_1, \dots, x_{k-1})$ est*

$$O(\Omega^{|clique\ d'elimination|})$$

.

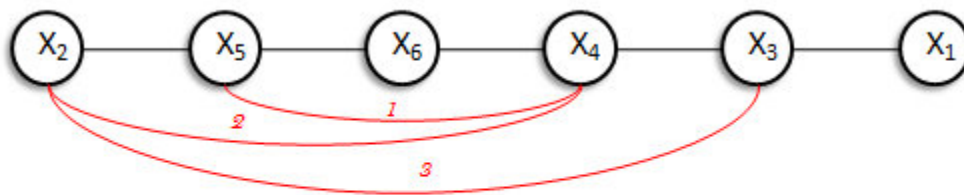
Par suite, la complexité de cet algorithme est au plus

$$O(n\Omega^{T(I)}),$$

où $T(I) = \max_k \{|clique\ d'elimination(k)|\}$ est la taille maximale des cliques d'élimination.

On s'intéresse à la meilleur ordre I qui minimise $T(I)$, et on introduit ainsi la notion la largeur arborescente (**tree-width**) qui est définie par:

$$TW = \min_I T(I) - 1.$$



Eliminer les nœuds dans un « mauvais ordre » induira la création de cliques de plus en plus grandes → augmentation de la complexité

Quelques remarques:

-
- A 4x4 grid graph with 16 nodes and 24 edges. Red edges highlight a specific path or set of connections.

4-9