

Arbres de Jonction Hiérarchiques

Pour l'inférence de génotypes dans les pedigrees complexes

Contexte

Modélisation Construction Opérations Conclusion Modélisation

Contexte ■ □

niction o o o

Opérations 🗆 🗆

Conclusion

Génétique quantitative et pedigrees

pedigrees



Modélisation □ □

Contexte ■ □

onstruction o o o

Opérations 🗆 r

snn Conclusion

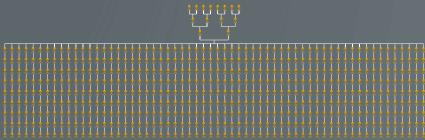
Génétique quantitative et pedigrees

pedigrees



pedigrees

Contexte 🗉 🗅

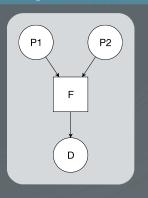


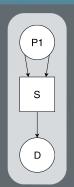
- Succession de croisements entre individus ou d'auto-fécondations (plantes)
- Observations possibles sur certains individus
- Questions posées sur certains individus
 - Inférence de génotypes
 - ⇒ Quelles sont les probabilités que tel individu hérite de tel ancêtre ?
- Applications en cartographie génétique et analyse QTL

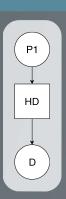


Génétique quantitative et pedigrees

Structure particulière d'un pedigree

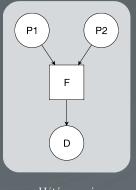




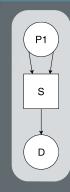


Génétique quantitative et pedigrees

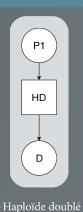
Structure particulière d'un pedigree



(2 gamètes)



Autofécondation (2 gamètes)

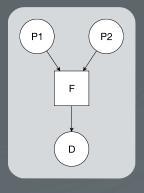


(1 gamète)

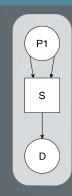


Génétique quantitative et pedigrees

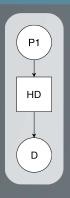
Structure particulière d'un pedigree



⇒Hétérogamie (**2** gamètes)



⇒ Autofécondation (2 gamètes)



⇒Haploïde doublé (**1** gamète)

- Degré entrant limité (0, 1, 2)
- Degré sortant non borné



Contexte

- Modélisation
 - Construction
 - **Opérations**
 - Conclusion

Contexte 🗆 🗀

Génétique quantitative et pedigrees

Domaine des variables

- Les variables sont les individus du pedigree. On s'intéresse à l'origine génétique des individus.
- Comme il y a un brin chromosomique hérité de chaque parent, le domaine est au moins

Comme les observations sont souvent des allèles (e.g. SNP), le domaine devient :

Si l'on considère un pedigree MAGIC à 8 parents et des observations de SNPs bi-alléliques, le cardinal est

$$8^2 \times 2^2 = 256$$

- ⇒ Le coût d'ajout d'une variable à une clique devient rapidement prohibitif! Les tables sont néanmoins très creuses.
- Des considérations sur la séparation en plusieurs variables ne font que déplacer le problème...

Contexte 🗆 🗅

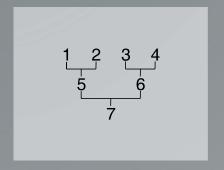
Représentation en graphe de facteurs

- Il s'agit de représenter le mélange des patrimoines génétiques.
- Les ancêtres dans le pedigree sont des tables mono-variables... Origine génétique fixée, allèles variables.
- Les croisements sont des tables à deux ou trois variables (très creuses).

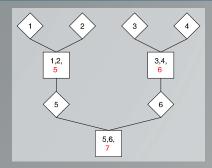


Représentation en graphe de facteurs

- Il s'agit de représenter le mélange des patrimoines génétiques.
- Les ancêtres dans le pedigree sont des tables mono-variables... Origine génétique fixée, allèles variables.
- Les croisements sont des tables à deux ou trois variables (très creuses).

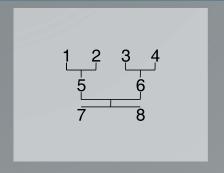




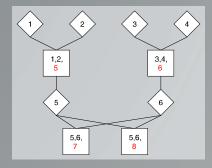


Représentation en graphe de facteurs

- Il s'agit de représenter le mélange des patrimoines génétiques.
- Les ancêtres dans le pedigree sont des tables mono-variables...
 Origine génétique fixée, allèles variables.
- Les croisements sont des tables à deux ou trois variables (très creuses).



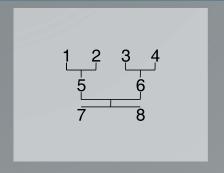




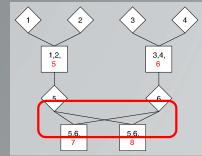
Contexte 🗆 🗅

Représentation en graphe de facteurs

- Il s'agit de représenter le mélange des patrimoines génétiques.
- Les ancêtres dans le pedigree sont des tables mono-variables... Origine génétique fixée, allèles variables.
- Les croisements sont des tables à deux ou trois variables (très creuses).



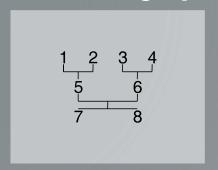




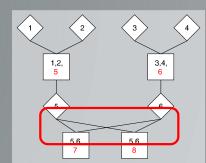


Contexte 🗆 🗅

Représentation en graphe de facteurs









Cliques en folie

- Dès qu'il y a au moins deux descendants par paire de parents, des cycles apparaissent.
- Or, les pedigrees sont typiquement très larges.
- Une élimination de variables classique aboutit à mettre toute la famille dans la même clique.
 - ⇒ Beaucoup trop coûteux!
 - ⇒ On considère des probabilités jointes entre individus indépendants sachant leurs parents.



Représentation en graphe de facteurs

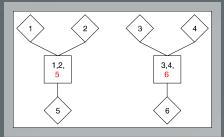
Vers une représentation plus saine

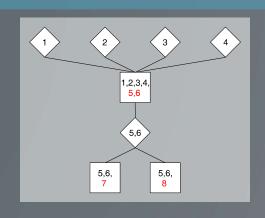
- Intuitivement, on voudrait regrouper comme ceci:
- Mais 5 et 6 sont indépendants!
- On voit un facteur comme une table de probabilité jointe, mais dans le cas présent

$$P(5,6 | 1,2,3,4) = P(5 | 1,2) P(6 | 3,4)$$

Il n'y a pas besoin de le représenter sous forme de table.

C'est en fait:





Nous allons donc considérer un graphe de facteur où certains nœuds facteurs sont eux-mêmes des graphes.

Arbres de jonction hiérarchiques

Principe

Contexte 🗆 🗅

- Un AJH est un graphe bipartite composé de facteurs et d'interfaces.
- ▶ Un facteur peut être une table de probabilités jointes ou un sous-AJH.
 - ⇒ Deux méthodes de calcul des beliefs
 - ⇒ Même comportement vis-à-vis de ses voisins
- Chaque niveau est un arbre ou une forêt.

Avantages

- Représentation compacte de la loi jointe du réseau.
- Pas de création artificielle de dépendances entre variables.
- [CONJECTURE] Cette méthode peut s'appliquer à n'importe quelle structure.



Contexte Modélisation

Construction

Opérations Conclusion



Contexte 🗆 🗀

Spécificités de notre contexte

- Chaque facteur représentant un croisement, il "produit" exactement une variable. Chaque variable est "produite" par exactement un facteur.
- On a une équivalence conceptuelle individu variable facteur.
- Le **rang** de chaque variable est bien défini et connu.

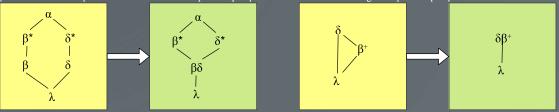
$$R(i) = 1 + max(R(p_i^1), R(p_i^2))$$

Algorithme de construction d'un AJH

Principe

- On va construire un graphe de facteurs progressivement, croisement par croisement.
- Dès qu'un cycle apparaît, on applique une série d'opérations atomiques pour s'en débarasser en créant ou augmentant des aggrégats.

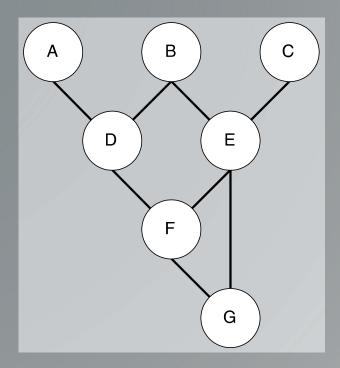
 β et δ sont les deux parents, α est une variable quelconque. β^* et δ^* des branches de longueur quelconque. β^* est une branche non-vide.



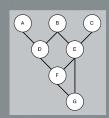
- Lorsqu'il n'y a plus de cycle, on peut continuer avec le croisement suivant.
- L'aggrégation peut engendrer des liens facteur—facteur. Il est trivial de recréer les interfaces à la fin.
- Lorsqu'on a ajouté tous les facteurs, on reprend à l'intérieur des aggrégats, en incorporant d'abord les interfaces entrantes.

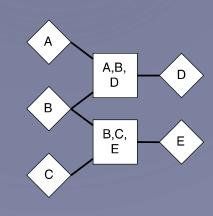
Contexte 🗆 🗆

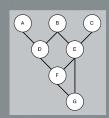
Un exemple de construction

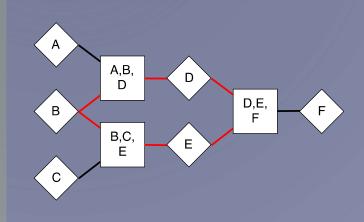




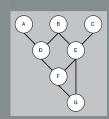


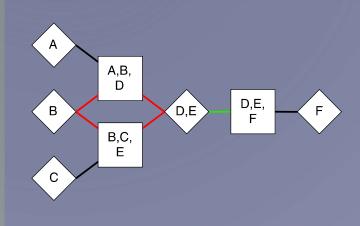




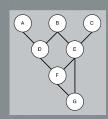


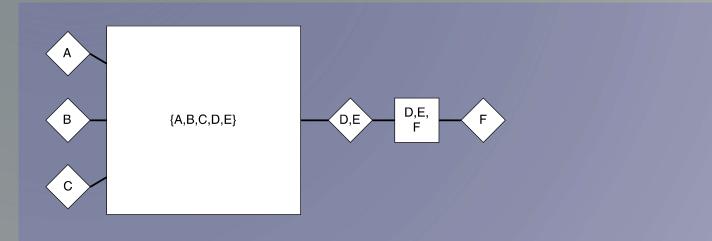




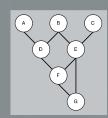


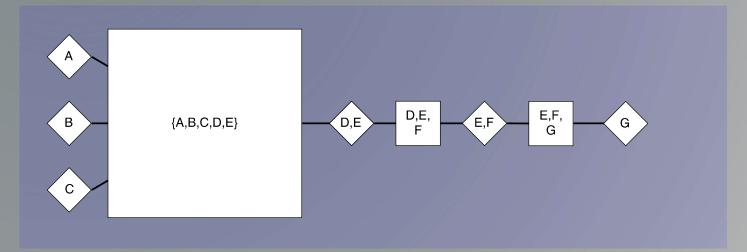




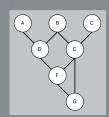


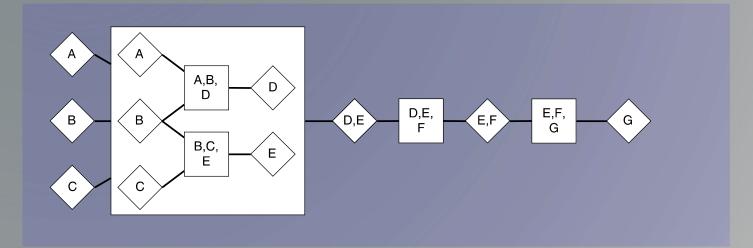












Contexte

Modélisation

Construction

OpérationsConclusion

Inférence exacte

Contexte 🗆 🗅

Une fois l'AJH construit,

- ⇒ Toute sous-partie a une structure d'arbre (ou de forêt.)
- ⇒ Les observations sont traitées comme des messages entrants.
- ⇒ Un simple *forward-backward* permet de calculer l'état du réseau.

Garantie limitée

- La garantie du calcul exact sans itération ne veut pas dire moins d'opérations.
- Chaque sous-graphe aggrégé devra être calculé (en profondeur) autant de fois qu'il a de voisins.

Garantie quand même

- La compacité de la représentation rend ces calculs moins coûteux.
- L'ensemble des calculs repose sur une seule opération de produit-projection.
 - ⇒ L'utilisation de tables *sparse* ouvre la porte à un algorithme compact et rapide qui sort du cadre de cette présentation.

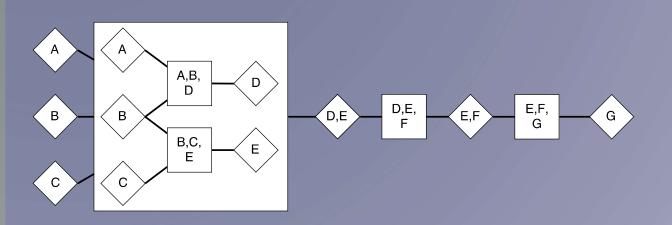
(Je n'ai pas assez de place dans la marge)



Contexte 🗆 🗅

Messages et observations

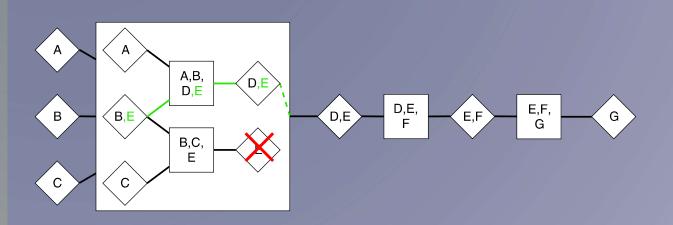
- Dans un sous-graphe donné, une observation est indiscernable d'un message entrant.
- Il est nécessaire d'ancrer chaque message entrant sur une interface donnée.
- La croyance sur une variable est extraite du facteur qui la "produit".
- Le calcul d'un message sortant revient à calculer l'état de toutes les branches entre les messages entrants ancrés et les facteurs des variables à extraire.



Contexte 🗆 🗅

Messages et observations

- Dans un sous-graphe donné, une observation est indiscernable d'un message entrant.
- ► Il est nécessaire d'ancrer chaque message entrant sur une interface donnée.
- La croyance sur une variable est extraite du facteur qui la "produit".
- Le calcul d'un message sortant revient à calculer l'état de toutes les branches entre les messages entrants ancrés et les facteurs des variables à extraire.



Contexte
Modélisation
Construction
Opérations

Conclusion

Conclusion

Nous avons implémenté cette méthode et le produit-projection optimisé dans notre analyseur de QTL Spell-QTL

https://forgemia.inra.fr/QTL/spell-qtl

Nous avons traité des données jusqu'à 2200 individus avec 8 ancêtres et 2 allèles sur 6 générations