# Cartographie génétique par analyse de liaison

**Brigitte Mangin** 

Septembre 2011

- 1 Introduction
- 2 Modélisation
  - Les phénotypes binaires
  - Les phénotypes continus
- Gène "maladie"
  - Le test du rapport de vraisemblance
  - Quel seuil pour la liaison gène "maladie" marqueur
- 4 Un QTL
  - Le test du rapport de vraisemblance
  - Quel seuil pour la détection d'un QTL ?
  - L'approximation de la vraisemblance
  - le LOD "support interval" du QTL
- Plusieurs QTLs
- 6 Pour aller plus loin
  - D'autres modélisations
  - Pedigrees complexes
  - Les logiciels



## Introduction

#### Qu'est ce que l'analyse de liaison ?

⇒ C'est l'étude de la **transmission** allélique parmi des individus **apparentés** 

#### Que recherche-t'on?

⇒ Des gènes causaux responsables d'une maladie, caractère binaire

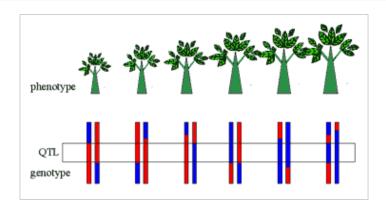
ou

⇒ Des **QTLs**, c'est-à-dire des loci du génome qui expliquent la variabilité d'un caractère quantitatif.



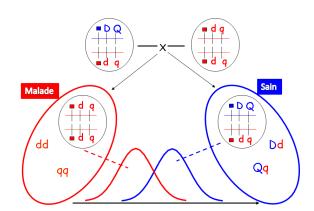
#### Que cherche t-on à faire?

⇒ lier le caractère binaire ou quantitatif (phénotype) à un endroit du génome (génotype au gène ou au QTL)



#### Comment s'y prend-t'on?

 $\implies$  suit la transmission allélique à l'aide de marqueurs moléculaires





## **Modélisation**

#### La modélisation pour quoi faire ?

"décrire" la relation entre le phénotype et le génotype

# En terme de probabilité "pénétrance", phénotype binaire

 $f_{qq}$  = Prob( malade | qq )  $f_{Qq}$  = Prob( malade | Qq )  $f_{QQ}$  = Prob( malade | QQ )

#### En terme de densité de probabilité $\mathcal{L}$ , phénotype continu Y

$$f_{qq} = \mathcal{L}(Y|qq)$$
  
 $f_{Qq} = \mathcal{L}(Y|Qq)$   
 $f_{QQ} = \mathcal{L}(Y|QQ)$ 

Les phénotypes binaires

# Maladies simples dans des pedigrees simples

#### Les deux modèles simples

f <sub>dd</sub> = Prob( malade   qq )	f <sub>Dd</sub> = Prob( malade   Qq )	f <sub>DD</sub> = Prob( malade   QQ )	
1	$= f_{dd}$	0	
pénétrance complète	dominante	pas de phénocopie	
·			
1	$=f_{DD}$	0	
pénétrance complète	récessive	pas de phénocopie	
ponous and domprote	. 555550170	p.s.c s.c pooop.o	

#### Gràce au modèle postulé

⇒ Phénotypes "malade ou sain" et génotypes au locus/gène "maladie" sont en correspondance simple.

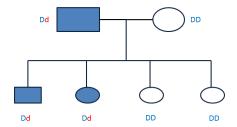


Les phénotypes binaires

# Maladie simple dominante

#### Famille typique

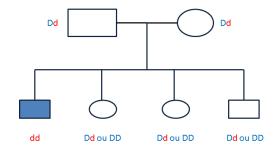
Le pedigree des familles est simple car constitué de 2 générations : parents et enfants





Les phénotypes binaires

# Famille typique pour une maladie simple récessive



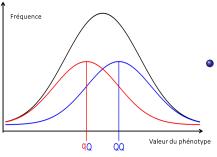


#### Nous allons nous restreindre

- à une modélisation simple qui postule la présence d'un unique QTL
- à des descendances simples (back-cross et F<sub>2</sub>)
- dans le cadre de la génétique mendélienne
  - back-cross: 1/2 qq, 1/2 Qq
  - F<sub>2</sub>: 1/4 QQ, 1/2 Qq, 1/4 qq

# Back-cross ou rétrocroisement

La distribution du phénotype (courbe noire)

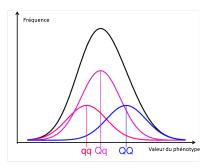


- est un mélange 1/2:1/2 entre les distributions du phénotype pour chaque génotype
- les distributions du phénotype pour chaque génotype ont la même variance, mais pas la même moyenne

et sont Gaussiennes

# **Descendance F**<sub>2</sub>

La distribution du phénotype (courbe noire)



et sont Gaussiennes

- est un mélange 1/4:1/2:1/4 entre les distributions du phénotype pour chaque génotype
- les distributions du phénotype pour chaque génotype ont la même variance, mais pas la même moyenne

#### Les phénotypes continus

Données quantitative marqueurs 
$$Y_n$$
  $M_n^m$   $n = 1, ..., N$   $m = 1, ..., M$ 

$$\begin{array}{c|c} \sigma^2 & \text{variance r\'esiduelle} \\ \mu_g & \text{effet moyen du g\'enotype} \\ g \text{ au QTL} \end{array}$$

Modèle de mélange 
$$Y_n = \sum_g X_{n,g} \mu_g + \epsilon_n$$

$$X_{n,g} =$$

$$\begin{cases}
1 & \text{si } n \text{ a le g\'enotype } g \text{ au QTL} \\
0 & \text{sinon}
\end{cases}$$

Les phénotypes continus

$$Y_n = \sum_g X_{n,g} \mu_g + \epsilon_n$$

#### **Back-cross**

 $g=1 \rightarrow g\acute{e}notype \stackrel{qq}{q}$  ou  $g=1 \rightarrow g\acute{e}notype \stackrel{QQ}{Q}$ 

#### Descendance $F_2$

 $g=2 \rightarrow g\acute{e}notype Qq$ 

g=3 → génotype ga

Introduction

# Les paramètres génétiques

#### **Back-cross**

$$\begin{array}{ll} \text{fond g\'en\'etique} & \mu = \frac{\mu_{QQ} + \mu_{Qq}}{2} \\ \text{effet de substitution all\'elique} & \alpha = \mu_{QQ} - \mu_{Qq} \\ \text{ou} & \alpha = \mu_{qq} - \mu_{Qq} \end{array}$$

#### **Descendance F**<sub>2</sub>

```
\begin{array}{ll} \text{fond g\'en\'etique} & \mu = \frac{\mu_{QQ} + 2\mu_{Qq} + \mu_{qq}}{4} \\ \text{effet d'additivit\'e} & a = \frac{\mu_{QQ} - \mu_{qq}}{2} \\ \text{effet de dominance} & d = \mu_{Qq} - \frac{\mu_{QQ} + \mu_{qq}}{2} \end{array}
```

# et les marqueurs à quoi y servent?

- à connaître le génotype au QTL
  - lorsque le QTL et le marqueur sont au même locus
- à inférer le génotype au QTL, "pseudo-marqueur"
  - en calculant la probabilité que  $X_{n,g} = 1$  sachant les marqueurs et la carte génétique
- ou à imputer le génotype au QTL, "pseudo-marquage"
  - en tirant aléatoirement le génotype au QTL avec les probabilités que  $X_{n,g}=1$  sachant les marqueurs et la carte génétique

# Cas des gènes de "maladie simple"

#### Cartographier le gène "maladie" c'est :

- pour chaque marqueur, se poser la question : "le gène est-il en liaison génétique avec le marqueur ?" en prenant un risque ⇒ c'est donc une procédure de test
  - Quelle est l'hypothèse nulle ?
  - Quelle est l'hypothèse alternative ?
  - Quelle statistique de test ?
- le localiser sur le génome en répétant le test pour tous les marqueurs ⇒ c'est donc une procédure de tests multiples
  - Quel est le seuil de rejet de l'hypothèse nulle ?

# Tester la liaison génétique avec le marqueur

#### Ressemble au test de la liaison entre deux marqueurs

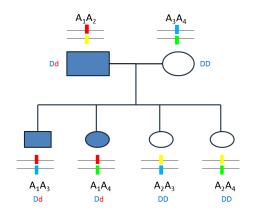
En effet, le phénotype des maladies simples peut être vu "mathématiquement parlant" comme un marqueur spécial.

```
Hypothèse nulle H_0 = \{ r_{Ml^m} = 1/2 \}
Hypothèse alternative H_1 = \{ r_{Ml^m} < 1/2 \}
avec r_{Ml^m} le taux de recombinaison entre le marqueur M et le locus/gène "maladie" l^m.
```

# Maladie simple dominante

#### Une difficulté

La phase du père est inconnu

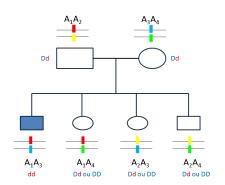




# Maladie simple récessive

#### Les difficultés

Les phases des parents sont inconnues Le génotype au gène "maladie" des enfants sains est imprécis





Introduction

## Le rapport du maximum de vraisemblance

$$RV = rac{V_{\mathcal{M}}(Y; r_{Ml}m=1/2)}{\sup_{r_{Ml}m<1/2}V_{\mathcal{M}}(Y; r_{Ml}m)}$$
 toujours  $\leq$  1

génotypes aux marqueurs des enfants et des parents

 $r_{Ml^m}$  taux de recombinaison entre le marqueur M et le locus/gène "maladie"  $l^m$ 

 $V_{\mathcal{M}}(Y;...)$  vraisemblance des phénotypes malades/sains Y conditionnelle à  $\mathcal{M}$ 

#### Le LOD score

$$LOD = -\log_{10}(RV)$$

toujours  $\geq 0$ 

Quel seuil pour la liaison gène "maladie" - marqueur

# Seuil de rejet

#### $\mathsf{Prob}_{H_0}(\mathsf{LOD} > \mathsf{seuil}) \leq \mathsf{risque}$

Cette probabilité dépend :

- du modèle pour le géne/locus "maladie"
- de la connaissance ou non des phases des parents

#### Pour un marqueur comme pour plusieurs marqueurs

L'usage est de prendre un seuil pour le LOD score de 3.

La vraisemblance sous  $H_1$  est alors 1000 fois plus probable que la vraisemblance sous  $H_0$ .

LOD > 3 rejette  $H_0$ LOD < 3 on ne rejette pas  $H_0$ 

## Cas des QTL

#### Détecter un QTL c'est :

- prendre un risque et affirmer qu'il y a un QTL ⇒ c'est donc une procédure de test
  - Quelle est l'hypothèse nulle ?
  - Quelle est l'hypothèse alternative ?
  - Quelle statistique de test ?
- le localiser sur le génome en répétant le test tout le long du génome ⇒ c'est donc une procédure de tests multiples
  - Quel est le seuil de rejet de l'hypothèse nulle ?
- estimer les paramètres du modèle

# Tester l'effet du QTL

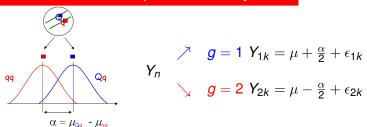
Hypothèse nulle  $H_0 = \{$  tous les génotypes au QTL ont la même moyenne  $\}$ Hypothèse alternative  $H_1 = \{$  l'un au moins des génotypes au QTL a une moyenne différente des autres  $\}$ 

#### Pour le Back-cross

$$H_0 = \{\mu_{QQ} = \mu_{Qq}\}$$
 versus  $H_1 = \{\mu_{QQ} \neq \mu_{Qq}\}$  ou  $H_0 = \{\alpha = 0\}$  versus  $H_1 = \{\alpha \neq 0\}$ 

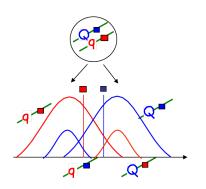
# Le cas idéal : un marqueur sur le locus du QTL

#### Modèle linéaire : comparaison de moyennes



Source de variation	ddl	SCE	$CM = \frac{SCE}{ddl}$	F
QTL résiduelle		$SCE_{M} = \sum_{g} n_{g} (Y_{g.} - Y_{})^{2}$ $SCE_{R} = \sum_{gk} (Y_{gk} - Y_{g.})^{2}$	CM <sub>M</sub> CM <sub>R</sub>	$\frac{\mathrm{CM}_{M}}{\mathrm{CM}_{R}}$

# Le cas non idéal



- Se contenter de faire la comparaison de moyennes entre les ■ et les ■ c'est perdre de la puissance.
- Les marqueurs flanquants le locus QTL vont être utilisés pour inférer le génotype aux QTL

⇒ c'est la méthode appelée "l'interval mapping"



Le test du rapport de vraisemblance

# Utilisation de tous les marqueurs : "l'interval mapping"

Le test du rapport du maximum de vraisemblance :

Lander et Botstein, Genetics, 1989

$$RV = \frac{\sup_{\mu,\sigma^2} V_{\mathcal{M}}(Y; \mu, J, \alpha = 0, \sigma^2)}{\sup_{\mu,I,\alpha,\sigma^2} V_{\mathcal{M}}(Y; \mu, I, \alpha, \sigma^2)}$$

 $\mathcal{M}$  génotypes aux marqueurs et carte génétique

I position du QTL sur la carte, définie par  $r_{M_iQ}$  et  $r_{QM_{i+1}}$  les taux de recombinaison entre le QTL et ses deux marqueurs flanquants

 $V_{\mathcal{M}}(.,...)$  vraisemblance conditionnelle à  $\mathcal{M}$ 



## La vraisemblance

$$V_{\mathcal{M}}(Y; \mu, I, \alpha, \sigma^2) = \prod_n V_{\mathcal{M}}(Y_n; \mu, I, \alpha, \sigma^2)$$
  
indépendance des observations

$$Y_n$$
  $g = 1$   $\operatorname{Prob}(X_{1,n}^l = 1 | \mathcal{M}) = \operatorname{Prob}(G_n^l = QQ | \mathcal{M})$   
 $Y_n$   $g = 2$   $\operatorname{Prob}(X_{2,n}^l = 1 | \mathcal{M}) = \operatorname{Prob}(G_n^l = Qq | \mathcal{M})$ 

 $\Longrightarrow$  La loi de distribution de  $Y_n$  est un mélange de loi Gaussiennes (notée  $\mathcal{N}(.,.)$ )

$$Y_n \sim \mathsf{Prob}(G_n' = \mathsf{QQ} \mid \mathcal{M}) \, \mathcal{N}(\mu + \frac{\alpha}{2}, \sigma^2)$$
  
  $+ \mathsf{Prob}(G_n' = \mathsf{Qq} \mid \mathcal{M}) \, \mathcal{N}(\mu - \frac{\alpha}{2}, \sigma^2)$ 

# le LOD score

#### La courbe du LOD

$$RV(I) = \frac{\sup_{\mu,\sigma^2} V_{\mathcal{M}}(Y; \mu, I, \alpha = 0, \sigma^2)}{\sup_{\mu,\alpha,\sigma^2} V_{\mathcal{M}}(Y; \mu, I, \alpha, \sigma^2)}$$

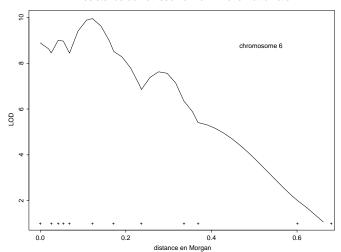
$$\mathsf{LOD}(\mathit{I}) = -\log_{10}(\mathit{RV}(\mathit{I}))$$

#### Le LOD test

$$LOD = -\log_{10}(RV) = \sup_{l} LOD(l)$$

# Un exemple de courbe de LOD

#### Resistance au fletrissement en F2 chez la tomate





# Seuil de rejet d'un seul test en un seul locus

#### Loi "asymptotique" sous $H_0$

$$LOD(I)/0.217 = -2 \ln(RV(I)) \sim \chi^2(ddI_{QTL})$$

Descendance	$ddl_{QTL}$
Backcross	1
$F_2$	2

## Pour un risque de première espèce donné,

	$Prob_{H_0}(test(I)) > seuil) \leq 0.05$		
descendance	seuil en $-2\ln(RV(I))$	seuil en LOD(I)	
Backcross	3.84	0.83	
$F_2$	5.99	1.30	

Quel seuil pour la détection d'un QTL ?

# Seuil de rejet de l'ensemble des tests

#### la question difficile des tests multiples non indépendants

Le seuil dépend

du risque global choisi
du nombre de groupes de liaison
du nombre de marqueurs
et de leur localisation
du type de descendance

Quel seuil pour la détection d'un QTL ?

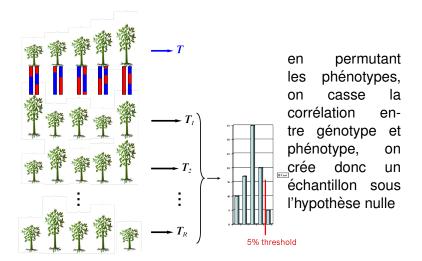
# $\mathsf{Prob}_{H_0}(\mathsf{LOD} > \mathsf{seuil}) \leq \mathsf{risque}$

⇒ formule analytique (étude asymptotique)

Rebaï et al, Genetics, 1994

 $\Rightarrow$  simulation par Monte-Carlo sous  $H_0$  par permutation des  $Y_n$  Churchill et Doerge, Genetics, 1994

# Principe des permutations



Quel seuil pour la détection d'un QTL ?

# Seuil pour le LOD test

		longueur du groupe de liaison : 1 M		
		intervalle entre les marqueurs		
type	risque	20 cM	10 cM	≤ 1 cM
BC	5 %	1.5	1.6	1.8
BC	1 %	2.2	2.3	2.6
F <sub>2</sub>	5 %	2.2	2.3	2.6
F <sub>2</sub>	1 %	2.9	3.1	3.4
		longueur du groupe de liaison : 2 M		
BC	5 %	1.8	1.9	2.1
BC	1 %	2.5	2.6	3.0
F <sub>2</sub>	5 %	2.4	2.6	3.0
F <sub>2</sub>	1%	3.2	3.4	3.8

# Modèle linéaire

#### Au lieu du modèle de mélange

$$Y_n \sim \operatorname{Prob}(G'_n = \operatorname{QQ} \mid \mathcal{M}) \mathcal{N}(\mu + \frac{\alpha}{2}, \sigma^2)$$
  
  $+ \operatorname{Prob}(G'_n = \operatorname{Qq} \mid \mathcal{M}) \mathcal{N}(\mu - \frac{\alpha}{2}, \sigma^2)$ 

#### Un modèle de régression sur marqueurs flanquants

Haley et Knott, Genetics, 1991

#### Modèle linéaire pour un QTL en /

$$Y_n = \mu$$
 + Prob  $(G'_n = QQ \mid \mathcal{M}) \frac{\alpha}{2}$   
- Prob  $(G'_n = Qq \mid \mathcal{M}) \frac{\alpha}{2} + \epsilon_n$ 

⇒ la statistique de test de Fisher en / est alors utilisée pour tester l'effet du QTL

Introduction

# Équivalence asymptotique

Lorsqu'il y a beaucoup d'individus un modèle de mélange et la statistique du LOD ou un modèle linéaire et la statistique de Fisher cela détecte les mêmes OTL

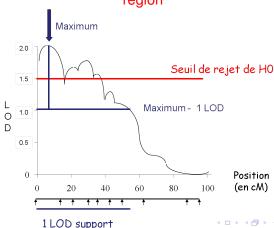
#### Mathématiquement parlant

En tout point du génome, lorsque  $N \to \infty$  pour des QTL dont l'effet décroit avec  $\sqrt{N}$ 

$$\mathrm{LOD}(\mathit{I})/(2*In(10)) = -2\,In(\mathit{RV}(\mathit{I})) \approx \ \mathrm{ddl}_{\mbox{OTL}}\!\mathit{F}(\mathit{I})$$

# Une région de confiance

Ce n'est pas un intervalle de confiance au sens statistique car on ne connait pas la probabilité que le QTL soit dans de cette région





## Plusieurs QTL: utilisation des cofacteurs

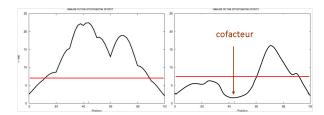
#### Le cofacteur

- c'est un marqueur
- qui a été jugé explicatif
- par une méthode de choix de modèles (forward ou stepwise)
- dans le modèle linéaire

Il "absorbe" l'effet du QTL qui lui est proche.

# Objectif des cofacteurs

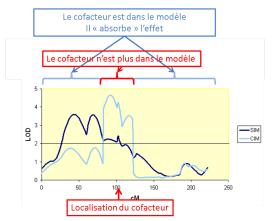
- contrôler les QTL des autres chromosomes pour gagner de la puissance par réduction de la variance de l'erreur résiduelle
- séparer les QTL d'un même chromosome



# Les différentes méthodes

- Composite Intervalle Mapping (CIM) = choix de cofacteurs puis détection de QTL dans un modèle de mélange
- iQTLm = méthode itérative de détection de QTL dans le modèle linéaire de régression sur marqueurs, les cofacteurs servant de point de départ de la méthode itérative
- le modèle bayésien avec un QTL dans chaque intervalle de marqueur et des lois a-priori pour les effets des QTL, le nombre et la localisation des QTL

# **Bien comprendre CIM**

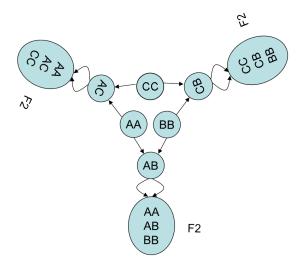


La courbe CIM dépend fortement de la place des cofacteurs. Il est primordiale de bien comprendre où ont été placés les cofacteurs.



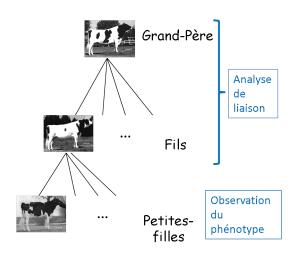
- Effet du QTL aléatoire (animaux)
- Effet polygénique aléatoire (animaux) ou effet fond génétique fixe (plantes)
- Effet d'épistasie (interaction) entre QTLs
- Effet d'épistasie (interaction) entre un QTL et le fond génétique
- QTL en pléiotropie
- ....

# Diallèle de lignées homozygotes



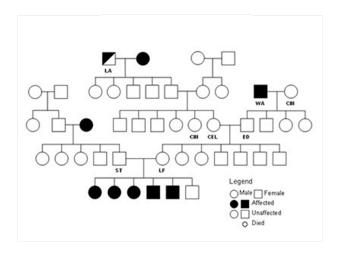
Pedigrees complexes

# Familles de demi-frères



Pedigrees complexes

# Pedigree humain



Les logiciels

# **Pour les QTL**

- l'ancêtre : MAPMAKER/QTL
- le clé en main : QTL carthographer
- le payant : mapQTL
- le futur ? : R/qtl
- "les spécialisés"
  - pour les pedigrees et modèles animaux : QTLMap
  - pour plusieurs descendances : MCQTL