Genomic Best Linear Unbiased Prediction (GBLUP)

Peter von Rohr

12 März 2018

Einführung

- Schätzung der genomischen Zuchtwerte
 - Anzahl Parameter (p) grösser als Anzahl Beobachtungen (n),
 d.h. n << p
 - Parameter entsprechen genomischen Zuchtwerten
 - ▶ In gewissen Populationen (USA, CA) stimmt *n* < *p* nicht mehr, aber trotzdem können wir Least Squares nicht verwenden, da Kolonnen der Design-Matrix *X* linear voneinander abhängig
- Traditionelle Zuchtwertschätzung
 - Analoge Situation
 - Anzahl geschätzte Zuchtwerte grösser als Anzahl Beobachtungen
 - ▶ BLUP-basiertes Verfahren für Schätzung
 - Lineare gemischte Modelle
 - Mischmodellgleichungen

Traditionelle Zuchtwertschätzung

- Daten
 - beobachtete Merkmale und Umweltfaktoren
 - Pedigree enthält Verwandtschaftsbeziehungen
- ▶ Resultat: alle Tiere im Pedigree erhalten einen Zuchtwert
- Modell: Lineares gemischtes Modell

$$y = Xb + Za + e$$

Parameterschätzung mit Mischmodellgleichungen

$$\begin{bmatrix} X^T X & X^T Z \\ Z^T X & Z^T Z + \lambda A^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{b} \\ \hat{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X^T y \\ Z^T y \end{bmatrix}$$

1

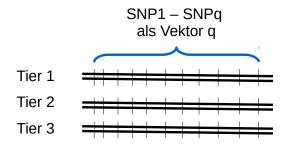
Genomische Zuchtwertschätzung

- Daten
 - Merkmale und Umweltfaktoren
 - SNP-Genotypen für typisierte Tiere
- Kovarianz der zufälligen Effekte
 - Genomische Verwandtschaftsmatrix G anstatt A
 - ► Tiere ohne Genotypen über A berücksichtigt
- Zwei Ansätze
 - Ridge Regression (RR BLUP)
 - Genomic BLUP (GBLUP)

Ridge Regression BLUP

- Jeder SNP-Genotyp wird als zufälliger Effekt modelliert
- ► Resultierendes Gemischtes lineares Modell

$$y = 1_n \mu + Wq + e$$



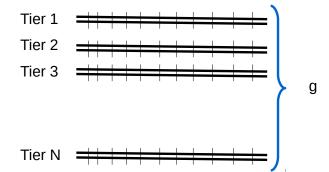
GBLUP

- Alle SNP-Effekte pro Tier werden als einen zufälligen Effekt g modelliert
- Analog zum traditionellen BLUP-Tiermodell
- Kovarianz der zufälligen Effekte

$$var(g) = G\sigma_g^2$$

wobei G der genomischen Verwandtschaftsmatrix entspricht

GBLUP Graphik



Herleitung von G

▶ Aufgrund der Modelle in RR-BLUP und GBLUP gilt, dass

$$g = U * q$$

wobei U=W-P und P von der Codierung der SNP-Genotypen in W abhängt. P wird so gewählt, dass E[g]=0

Es soll gelten, dass

$$var(g) = G * \sigma_g^2$$

Somit ist

$$var(g) = G * \sigma_g^2 = U * var(q) * U^T = UU^T \sigma_q^2$$

wobei: $var(q) = I * \sigma_g^2$

Herleitung von G(II)

Aus (Gianola et al 2009):

$$\sigma_g^2 = 2 * \sum_{j=1}^m p_j (1 - p_j) \sigma_q^2$$

► Somit gilt

$$var(g) = G * 2 * \sum_{i=1}^{m} p_{j}(1 - p_{j})\sigma_{q}^{2} = UU^{T}\sigma_{q}^{2}$$

▶ Und G

$$G = \frac{UU^T}{2 * \sum_{j=1}^m p_j (1 - p_j)}$$