3.6 説明変数が数量型＋因子型の統計モデル

3.6 説明変数が数量型＋因子型の統計モデル

説明変数：体サイズ $\mathbf{x}_i$ と施肥効果 $\mathbf{f}_i$ （重回帰）

$$\log\lambda_i = \beta_1 + \beta_2 x_i + \beta_3 d_i$$

ここまでのおさらい

リンク関数（対数）

種子数の平均

Log(切片)

log($\mathbf{X}_i$の偏回帰係数)

花ｉのサイズ

log($\mathbf{f}_i$の偏回帰係数)

花ｉの施肥の有無（ $\mathbf{f}_i$ を1, 0化したもの）

線形予測子

3.6 説明変数が数量型＋因子型の統計モデル

実際にやってみる

```
> fit.all <- glm(y ~ x + f, data = d, family = poisson)
> fit.all

Call:  glm(formula = y ~ x + f, family = poisson, data = d)

Coefficients:
(Intercept)            x           fT  
    1.26311      0.08007     -0.03200  

Degrees of Freedom: 99 Total (i.e. Null);  97 Residual
Null Deviance:      89.51 
Residual Deviance: 84.81        AIC: 476.6
```

切片が1.26、xの偏回帰係数が0.08、fがT（肥料あり）の偏回帰係数が-0.032？
つまり、サイズが1増えると種子が0.08個増えると解釈できる？
そして、肥料をあげると種子が0.032個減ると解釈できる？
・・・今回は対数リンク関数を用いているので違う

Rで求めた回帰式

肥料あり：$\log \lambda_i = 1.26 + 0.08x_i + 0.032$

肥料なし：$\log \lambda_i = 1.26 + 0.08x_i$

λ を説明する式（肥料ありの場合）

$\lambda_i = \exp(1.26) \times \exp(0.08x_i) \times \exp(-0.032)$

→ xが1増えると λ が1.08倍になると解釈できる

リンク関数を用いない（=恒等リンク関数を用いる）とどうなるのか？
続きはRで

3.7 「何でも正規分布」「何でも直線」には無理がある

3.7 「何でも正規分布」「何でも直線」には無理がある

一般化線形モデル（GLM）は線形モデル（LM）の拡張（復習ですが・・・）

LM

正規分布以外の確率分布が使用可能

確率分布を等分散の正規分布に限定
リンク関数なし（=恒等リンク関数使用）に限定

GLM

3.7 「何でも正規分布」「何でも直線」には無理がある

正規分布だと無理がある場合の例

・データが離散値である
　- この本では非推奨だが、正規分布で近似するという作法もあるらしい？

直線だと無理がある場合の例

・カウントデータなのに平均値の予測がマイナスになる（p.61の図3.9参照）

・直線回帰の当てはまりが悪い（分散が一定でないデータ、非線形データ）

→　今回カウントデータ（離散値、>0）に対して対数リンク関数を使った
　　ポアソン分布を用いたように、「データに適したモデリング」を行う

具体的な「データに適したモデリング」の方法についてはそのうちやると思うので、今回はここまで