

2010-01-17

「生態学基礎論 (生物多様性論 II)」の一部:
生態学の統計モデリング (2011 年 1 月) の投影資料
全部で 2 回講義の 1 回目

一般化線形モデル (GLM) の基礎 観測データの統計モデル化

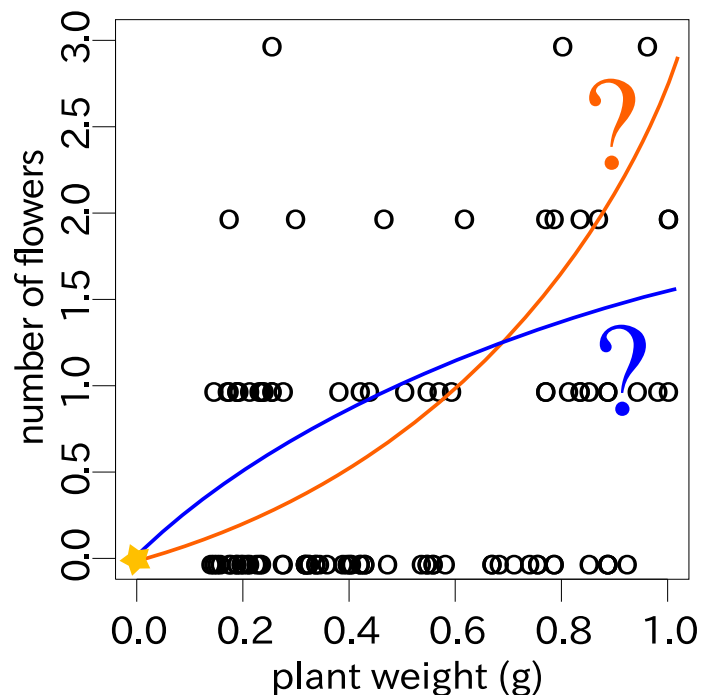
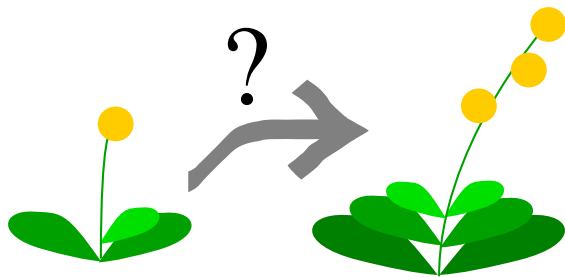
久保拓弥 kubo@ees.hokudai.ac.jp

<http://goo.gl/lqFgH>

今日のハナシ

1. この授業の概要: 統計モデルって何なの?
2. 統計ソフトウェア R の簡単な紹介
3. 一般化線形モデル: ポアソン回帰

地上部の重量 x
が増加するにつれて
花数 y は増加する
だろうか?



1. この授業の概要: 統計モデルって何なの?

全 2 回だけの授業: 統計モデリングの概要

主題: 一般化線形モデル (GLM) を使った 統計モデリングと「脱」割算解析

1. 観測データの統計モデル化 1/17 (月)

- 統計モデルとは? GLM とは?
- (GLM の一部である) ポアソン回帰の説明

2. 何でも「割算」するな! 1/19 (水)

- ポアソン回帰を強化する `offset` 項わざ
- (GLM の一部である) ロジスティック回帰の説明

これらの授業によって何が身につくのか?

この授業の基本姿勢

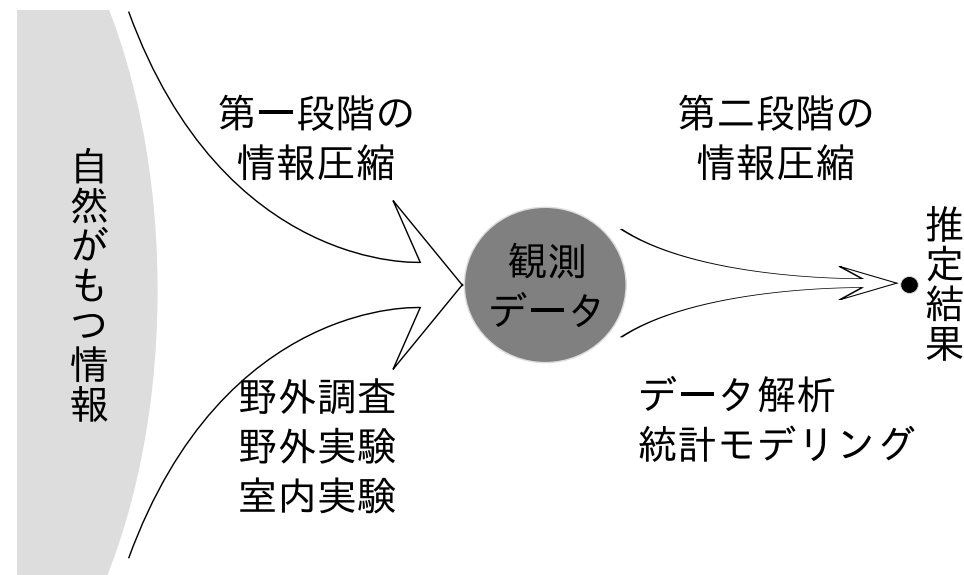
1. 実際のデータ解析で使う**統計モデルの考えかた**を
2. 基礎から最先端につながるような「**地図**」を示しつつ
3. **理解できる統計学**めざして

なぜ私たちは統計学的な**考えかた**を勉強する必要があるのか?

自然科学研究における二段階の情報損失

第一段階: 自然現象 → 数値データ

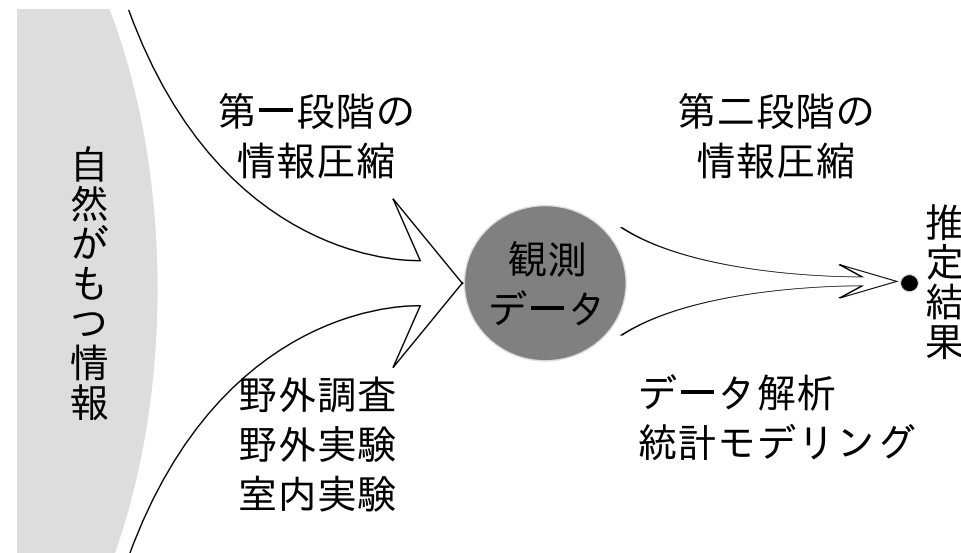
- 観察・実験による情報損失
- 人間が自然現象からとりだせる数値データはごくわずか
- (とくに野外調査では) 厳密に「同じ」データを再びとれない



自然科学研究における二段階の情報損失

第二段階: 数値データ → 統計学的な解析結果

- 統計解析による情報損失
- 人間のアタマは大量の数値データも把握できない
- この情報損失過程には再現性がある(“客観的”に検討できる)



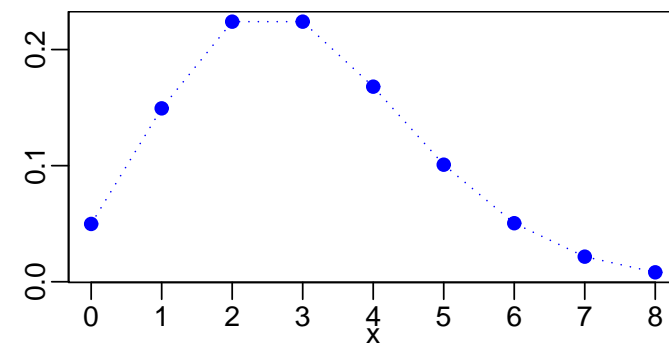
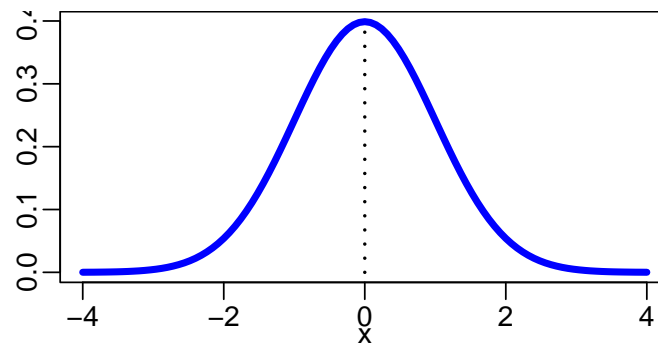
自然科学の研究をするためには、この過程のしくみを理解する必要がある

自然科学ではばらつきのある自然現象を

背後にある確率論的モデルによって生成された，と仮定する

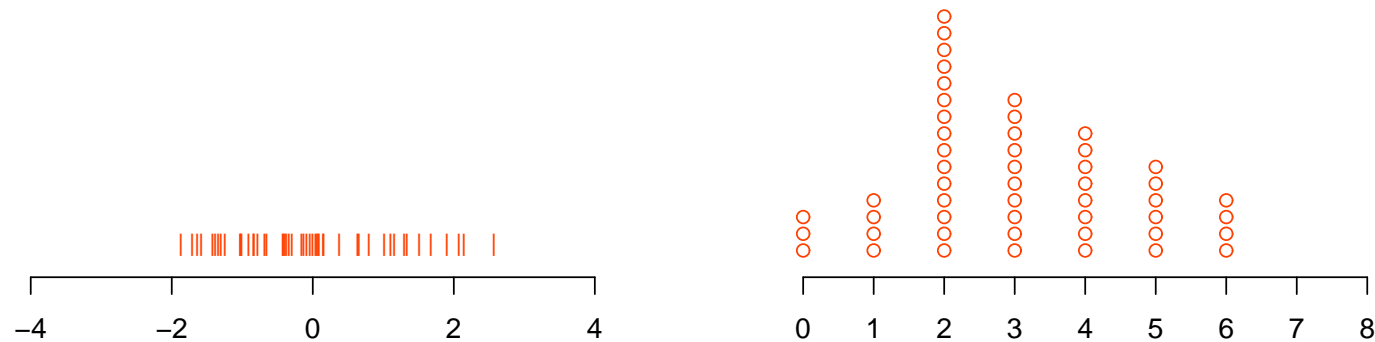
直接は見えない世界

- モデル
- 確率分布
- 母集団



サンプリング ↓ ↑ (パラメーター) 推定

- データ
- 乱数
- 標本集団



見ることのできる世界

統計学的な解析の使われかたの現状

- **軽視**されている (授業でも適切な方法を教えない)
- そもそも何やってるか**わかってない**ヒトたちが多い
- まちがっている方法に**固執**する (指摘すると逆ぎれ)

理想 — この統計学授業のネライ

- 理念: スジのとあった合理的な統計解析 = 統計モデリングをめざそう
- 手段: データの性質・構造によくあった手法を (データの有効利用)
- 目的: 自然現象うまく説明できるモデリングになれば

統計モデリングとはなんだろう?

統計モデリング: 観測データのモデル化

- 統計モデルは観測データのパターンをうまく**説明**できるようなモデル
- 基本的部品: **確率分布** (とそのパラメーター)
- データにもとづくパラメーター推定, **あてはまりの良さ**を定量的に評価できる

「説明変数 \rightsquigarrow 応答変数」型の統計モデルの地図 \implies

ゆうど
尤度 をあつかう統計モデル

パラメーターを確率分布として表現する Bayes 統計学

階層 Bayes モデル の MCMC 計算による推定など

最尤推定法 であつかう統計モデル

パラメーターを点推定する, random effects もあつかえる

階層ベイズモデルである一般化線形混合モデル (GLMM) など

一般化線形モデル (GLM)

指数関数族の確率分布 + 線形モデル, fixed effects のみ

最小二乗法 であつかう統計モデル

等分散正規分布 + 線形モデル

直線回帰, いわゆる「分散分析」など

2. 統計ソフトウェア

Rの簡単な紹介

教員世代より院生世代のほうが「わかっている」理由:
新しいデータ解析を学ぶときの勉強環境がすぐれている
(教員世代はもはや勉強しない ヒトが多い)

- 計算機のハードウェアがよい 格段に速い!
- 統計解析のソフトウェアがよい R!!
- インターネット上にいくらでも教材がある

皆さんは良い環境で勉強できる，ということです

これ使いましょう: 統計ソフトウェア R

<http://www.r-project.org/>

- いろいろな OS で使える **free software**
- 使いたい機能が充実している
- **作図**機能も強力
- S 言語による **プログラミング**可能
- よい教科書が出版されつつある
 - 「R による保健医療データ解析演習」 中澤港 (2007)
 - 「The R-Tips」 舟尾暢男 (2005)
 - “Statistics: An Introduction Using R” M. Crawley (2005)
 - **ネット上**のあちこち



R が変えつつある生態学のデータ解析

- 使いたい手法はたいていそろってる
- 無ければ自分で何でも簡単に作れる
- 統計学的 simulation も簡単にできる



..... となると

- データを無理やりある手法にこじつける, ということが不要になる— **データの構造にあわせた**統計モデリングを行えばよい
- 手法の前提となる**統計学の基本**(統計モデル) の理解がむしろ重要
- 単純な検定ではなく, 「こういう標本のばらつきを生成したメカニズム」の**推定**のよしあしが問われる

説明したい統計モデリングのお作法

- 観測データの図をたくさん作ろう
- 観測データをどんな確率分布で表現できるか考えよう
- 「割算値」の統計モデリングはやめよう

つまり観測データの「もち味をいかした」
「ひねくりまわさない」統計モデリング

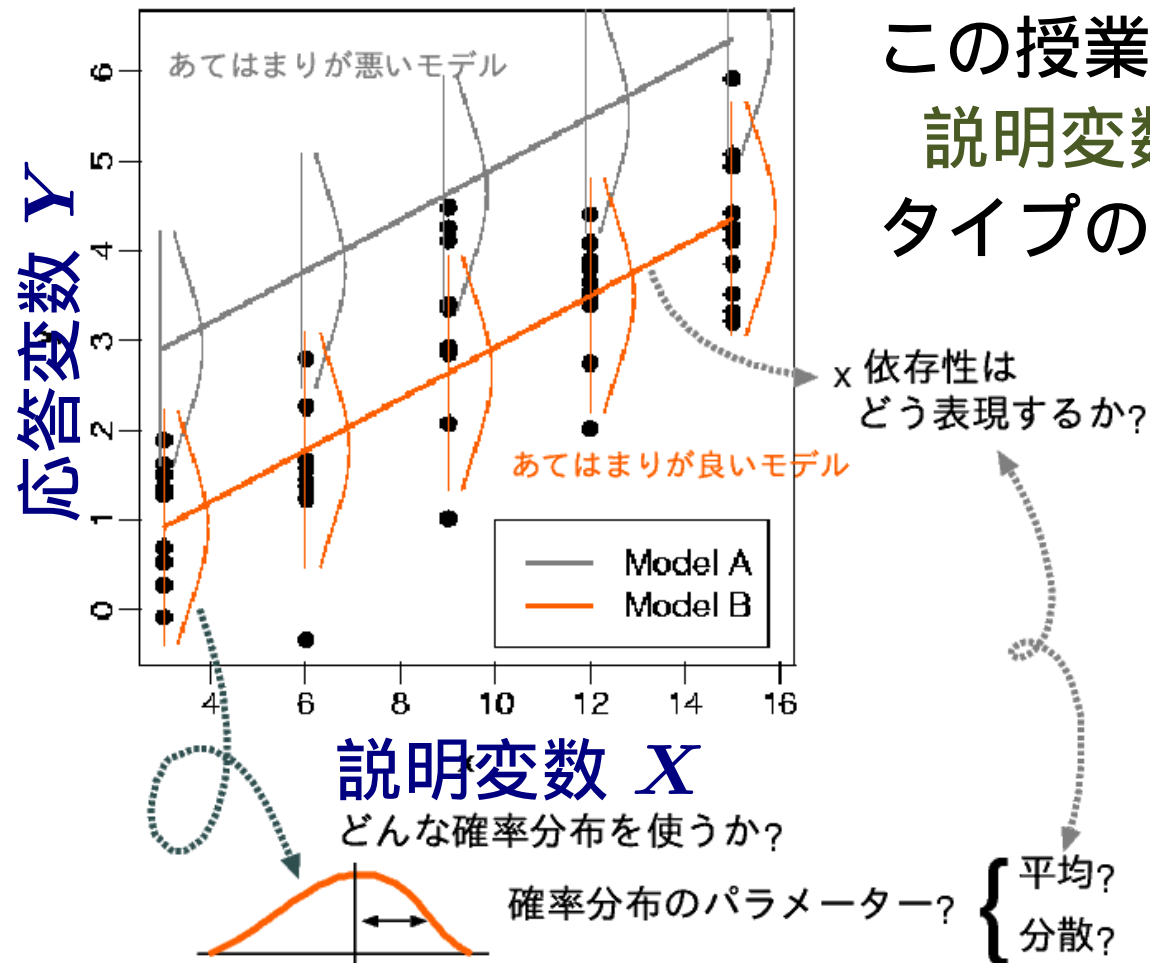
3. 一般化線形モデル: ポアソン回帰

統計モデリングとは何か?

データ解析とは統計モデリングのことだ

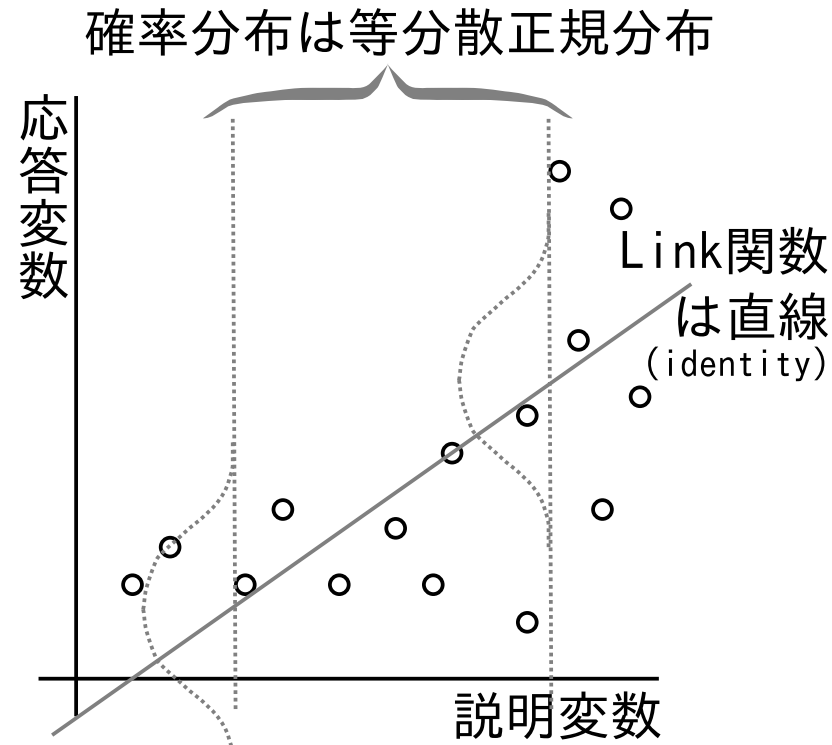
- 統計モデルは (解析したい) 観測データと対象に関する先験的な知識・情報にもとづいて構築される
- 統計モデルは観測データのパターンをうまく説明できるようなモデル
- 統計モデルの基本的な部品は確率分布, 確率分布のカタチはパラメーターによって決まる
- 観測データをうまく説明できるようにパラメーターの値を決めることを「統計モデルのあてはめ」または「統計モデルによる推定」という

統計モデルの部品: 確率分布・パラメーター・...



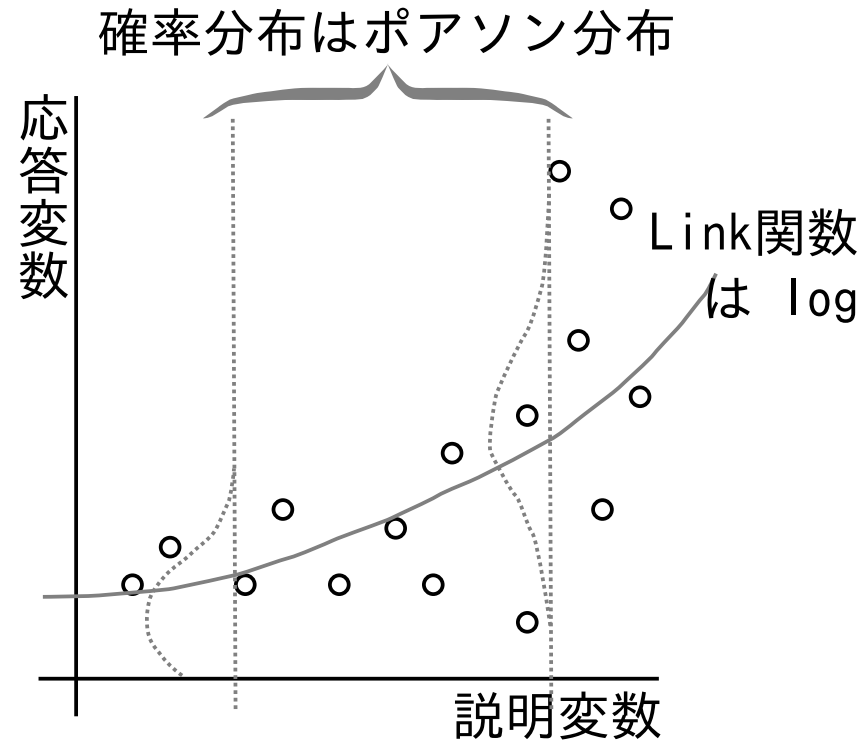
観測データと統計モデルの「比較」 \Rightarrow パラメーターの推定

統計モデル: いつでも「直線回帰」でいいのか?



- もしこの観測データ (縦軸) が**カウントデータ**だったら?
- **まずい点**: 等分散ではないに直線回帰?
- **まずい点**: モデルによる予測は「負の個体密度」?

カウントデータならポアソン回帰で!



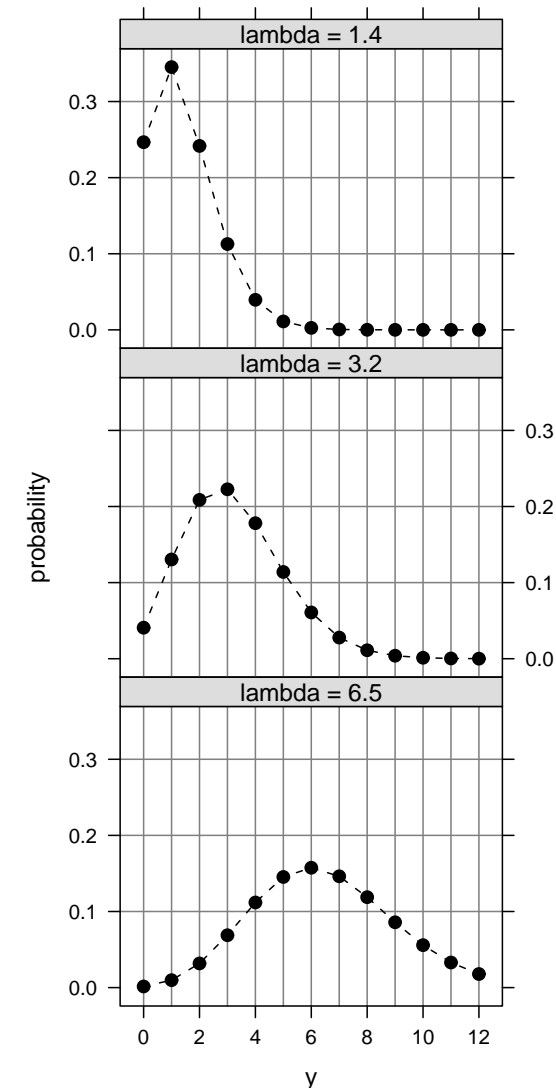
- ポアソン回帰は一般化線形モデルの一部
- 平均値とともに増大する分散に対応
- モデルによる予測はつねに非負

ポアソン分布 (Poisson distribution) とは何か?

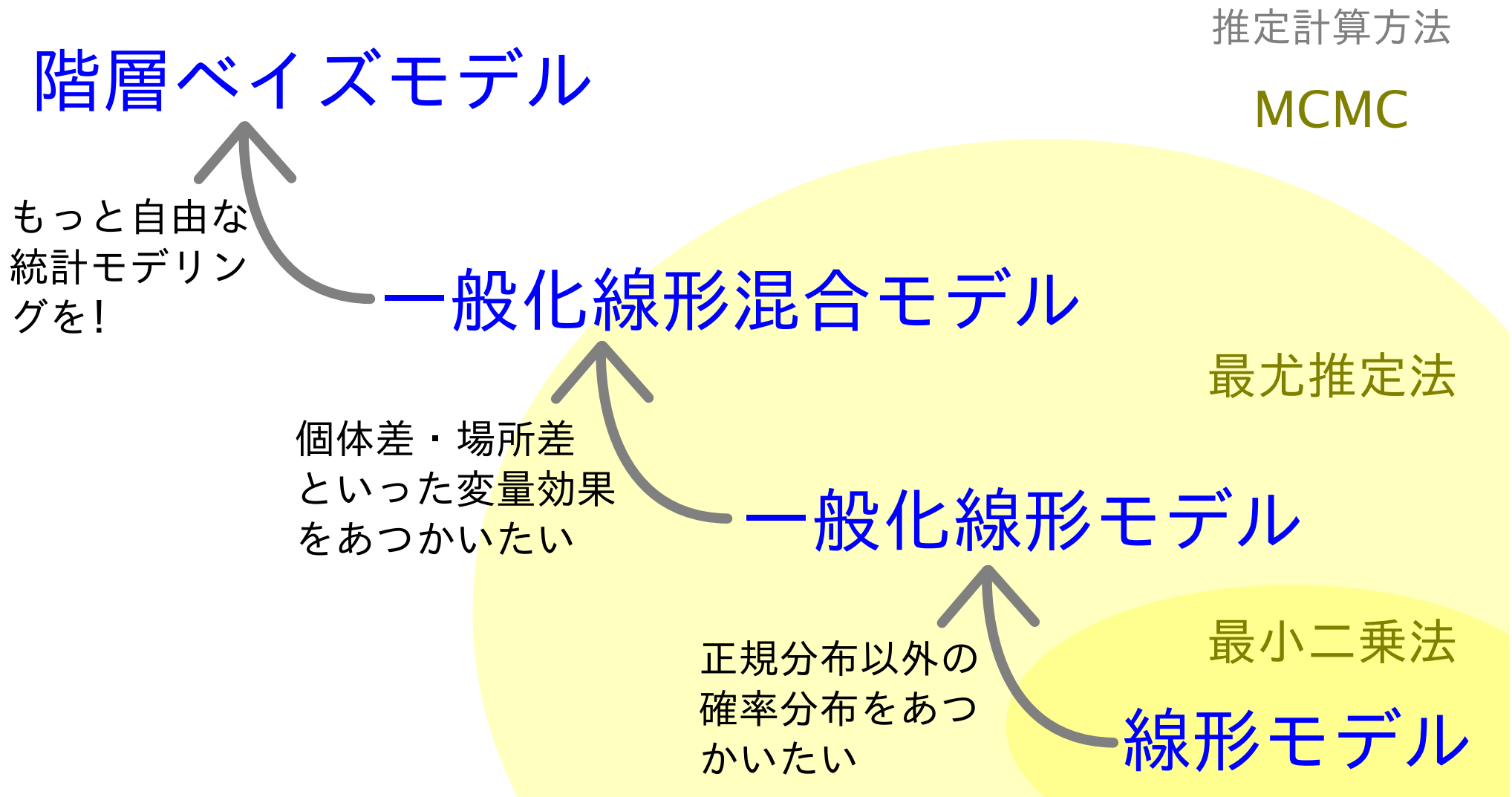
- 離散分布 $y_i \in \{0, 1, 2, \dots, \infty\}$
- 確率密度関数 (parameter: λ)

$$\frac{\lambda^y \exp(-\lambda)}{y!}$$

- 期待値 λ , 分散 λ
- 上限を設定できないカウントデータに
- 例: 産卵数・種子数・個体数



線形モデルの発展



統計モデル勉強のプラン: 線形モデルを発展させる

一般化線形モデル (generalized linear model; GLM)

確率分布・link 関数・線形予測子を指定して特定できる統計モデル

- 確率分布: 応答変数のばらつきとして正規分布, ポアソン分布, 二項分布その他を指定できる
- link 関数を $f()$ とすると, 確率分布の平均値 = $f(\text{線形予測子})$ という関係がある
- 線形予測子: $\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 + \dots$, ただし x_i は説明変数で β_i は x_i の係数 (coefficient)
 - 観測データ ($\{x_i\}$ と $\{y_i\}$) にもとづいて $\{\beta_i\}$ を最尤推定するのが, GLM によるパラメーター推定

R で一般化線形モデル: `glm()` 関数

	確率分布	乱数生成	パラメーター推定
(離散)	ベルヌーイ分布	<code>rbinom()</code>	<code>glm(family = binomial)</code>
	二項分布	<code>rbinom()</code>	<code>glm(family = binomial)</code>
	ポアソン分布	<code>rpois()</code>	<code>glm(family = poisson)</code>
	負の二項分布	<code>rnbinom()</code>	<code>glm.nb()</code>
(連続)	ガンマ分布	<code>rgamma()</code>	<code>glm(family = gamma)</code>
	正規分布	<code>rnorm()</code>	<code>glm(family = gaussian)</code>

- `glm()` で使える確率分布は上記以外もある
- `glm.nb()` は MASS library 中にある
- GLM は直線回帰・重回帰・分散分析・ポアソン回帰・ロジスティック回帰
その他の「よせあつめ」と考えてもよいかも

R の glm() 関数: 何を指定すればいい?

```
fit <- glm(  
  y ~ log.x,  
  family = poisson(link = "log")  
  data = d  
)
```

結果を格納するオブジェクト

関数名

モデル式

確率分布の指定

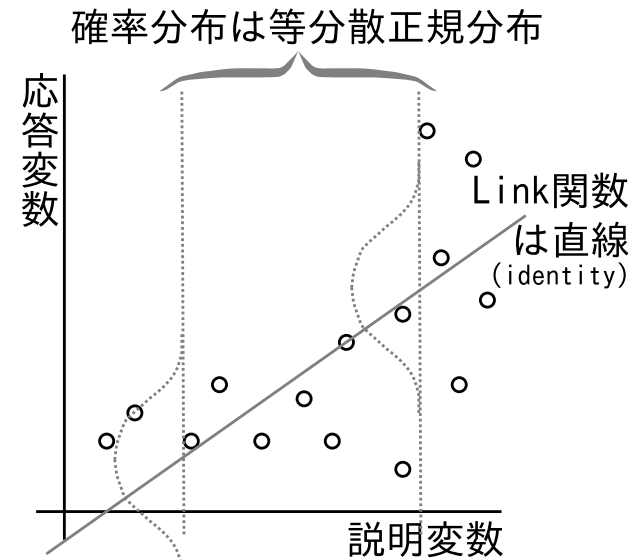
リンク関数の指定 (省略可)

data.frame の指定

- モデル式 (線形予測子 z): どの説明変数を使うか?
- link 関数: z と応答変数 (y) **平均値** の関係は?
- family: どの確率分布を使うか?

「直線回帰」の `glm()` 指定 (1)

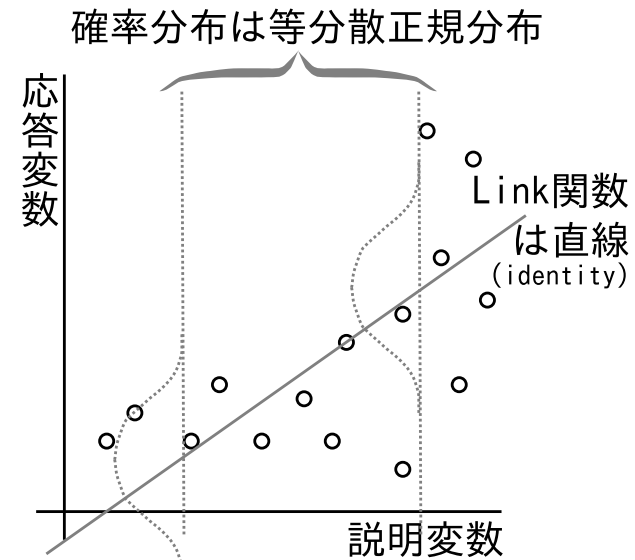
- `family: gaussian`, 正規分布
 - 本来は y が連続かつ $[-\infty, \infty]$
- `link 関数: "identity"`
 - これは `family = gaussian` 時の「おススメ」 `link 関数`
- **モデル式** (線形予測子 z): たとえば $y \sim x$ と指定したとする



データの点を見ても「正規分布」とは思えないのだけど、とりあえず `glm()` 指定の例を考えている

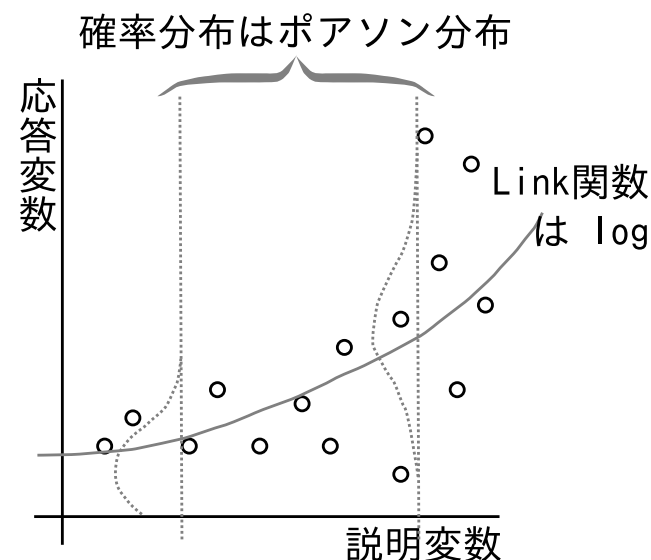
「直線回帰」の `glm()` 指定 (2)

- `family: gaussian`, 正規分布
- `link 関数: "identity"`
- **モデル式** (線形予測子 z): たとえば $y \sim x$ と指定したとする
- **線形予測子** $z = a + bx$
 a, b は推定すべきパラメーター
- **応答変数の平均値** を μ とすると $\mu = z$
つまり $\mu = z = a + bx$
- **応答変数** は平均 μ の正規分布に従う: $y \sim \text{Norm}(\mu, \sigma)$



ポアソン回帰の `glm()` 指定 (1)

- `family: poisson`, ポアソン分布
 - カウントデータ (0, 1, 2, ... と数えられるデータ) の場合はポアソン分布で説明してみる
- `link` 関数: "log"
 - これは `family = poisson` 時の「おススメ」 `link` 関数
- モデル式 (線形予測子 z): たとえば $y \sim x$ と指定したとする



`family = poisson(link = "log")` 指定とは何をやっているのだろうか?

ポアソン回帰の glm() 指定 (2)

- family: poisson, ポアソン分布
- link 関数: "log"
- モデル式 (線形予測子 z): たとえば $y \sim x$ と指定したとする

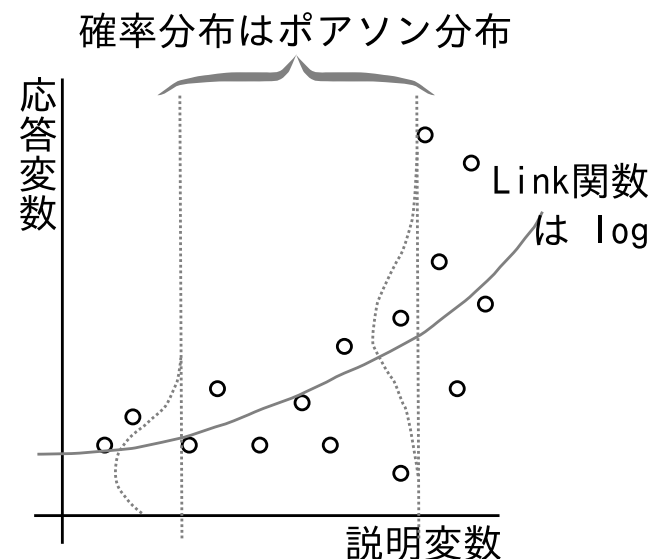
- 線形予測子 $z = a + bx$

a, b は推定すべきパラメーター

- 応答変数の平均値を λ とすると $\log(\lambda) = z$

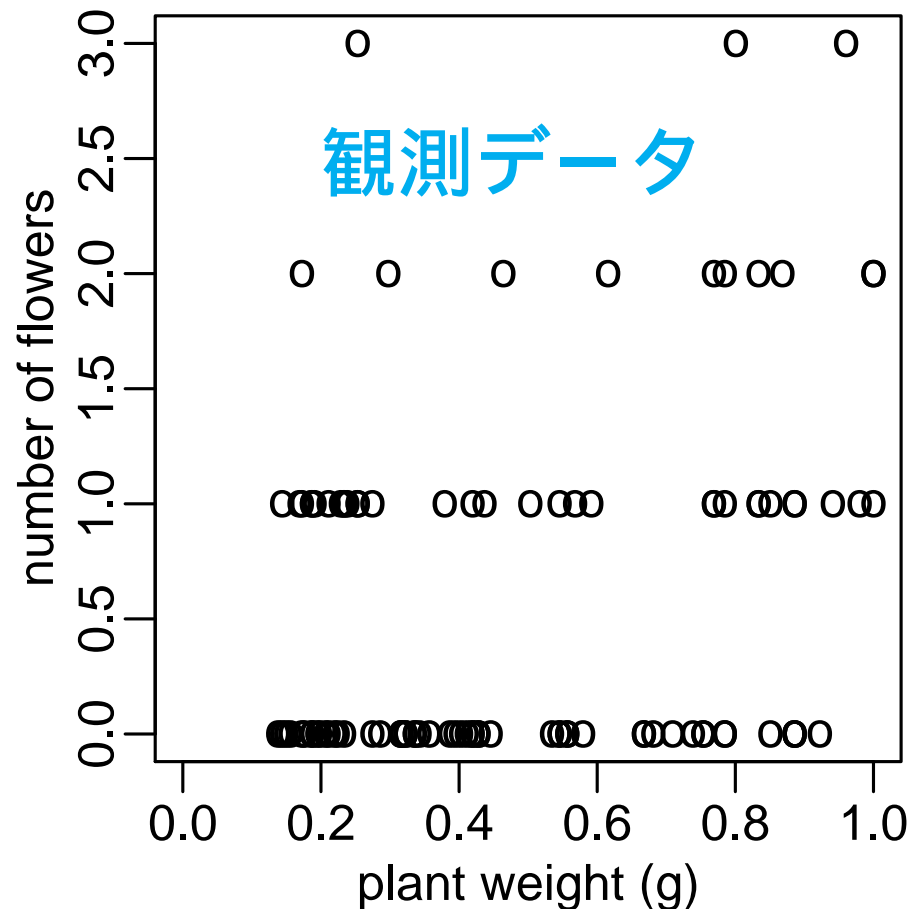
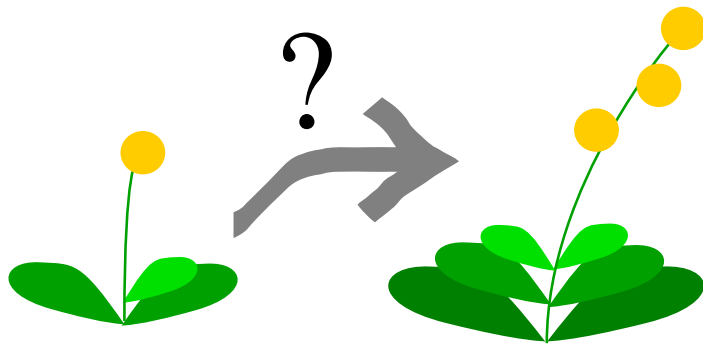
つまり $\lambda = \exp(z) = \exp(a + bx)$

- 応答変数 は平均 λ のポアソン分布に従う: $y \sim \text{Pois}(\lambda)$



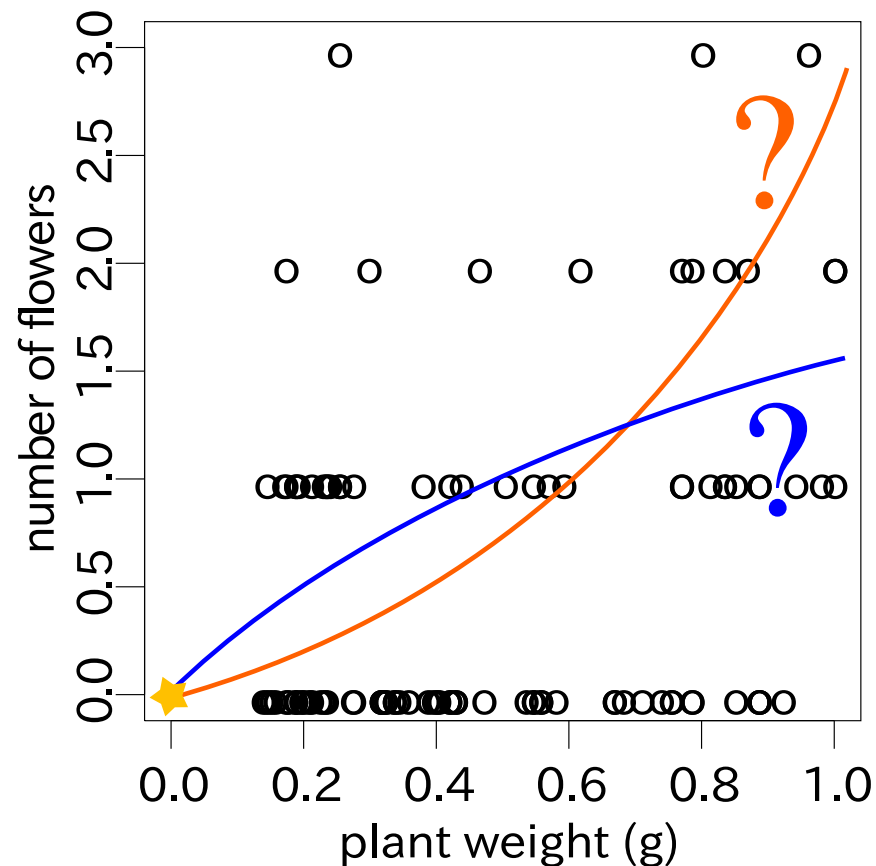
今日の例題: サイズと花数の関係?

地上部の重量 x
が増加するにつれて
花数 y は増加する
だろうか?



- 調べた個体数は 100 個体: $i = 1, 2, \dots, 100$
- 説明変数は地上部の重量 x_i
- 応答変数は花数 y_i

統計モデリング: x と y の関係は?



- 原点 $(0, 0)$ はとおる, と仮定しよう.....
- 関数型は急上昇? 比例? アタマうち?

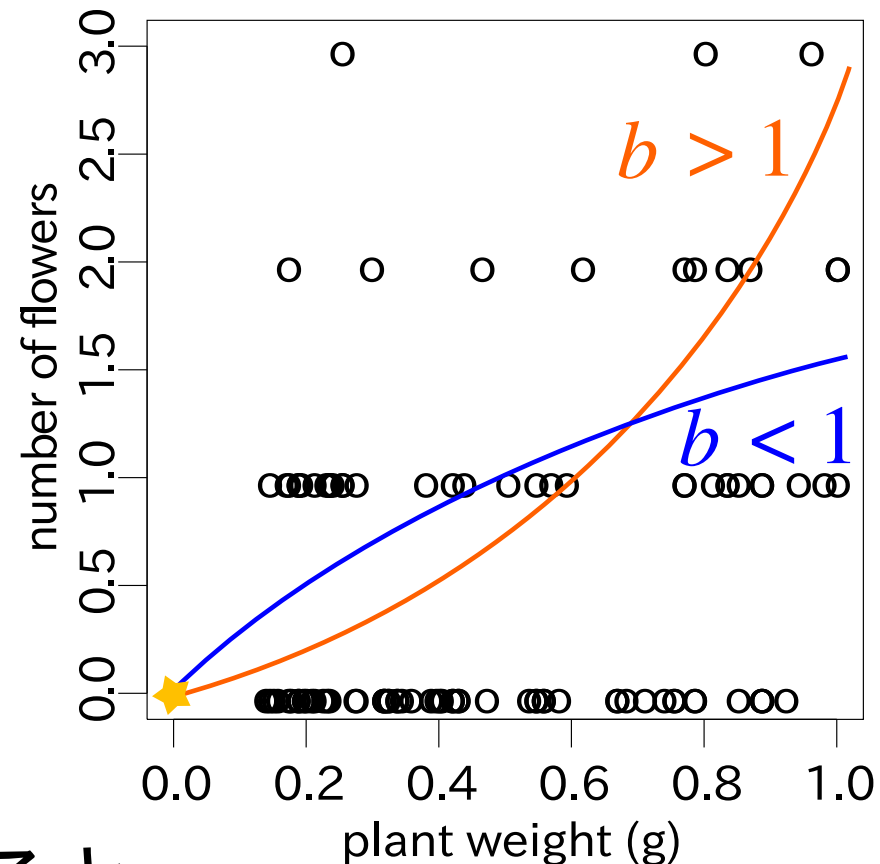
“アロメトリック” なモデルが良さそう

1. 応答変数 y_i は平均 λ_i のポアソン分布にしたがうと仮定:

$$y_i \sim \text{Pois}(\lambda_i)$$

2. ポアソン分布の平均 λ_i は x_i のべき関数であると仮定:

$$\lambda_i = Ax_i^b$$



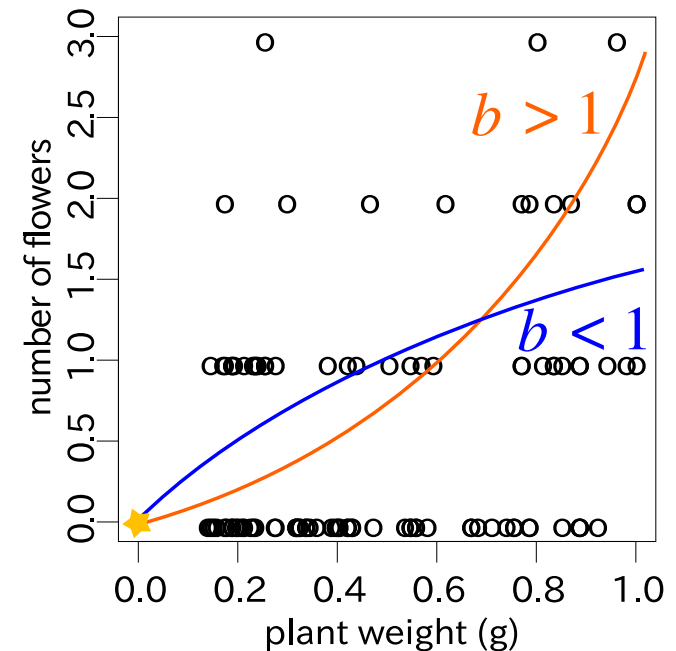
$\lambda_i = Ax_i^b$ を変形してみると

$$\lambda_i = \exp(\log(A) + b \times \log(x_i))$$

$$a = \log(A) \text{ とすると, } \log(\lambda_i) = a + b \times \log(x_i)$$

この問題は GLM であつかえる!

- family: poisson, ポアソン分布
- link 関数: "log"
- モデル式: $y \sim \log.x$ と指定, ただし重量 x の対数を $\log.x$ する



- 線形予測子 $z = a + b \log.x$
 a, b は推定すべきパラメーター
- 応答変数の平均値を λ とすると $\log(\lambda) = z$
つまり $\lambda = \exp(z) = \exp(a + b \log.x)$
- 応答変数 は平均 λ のポアソン分布に従う: $y \sim \text{Pois}(\lambda)$

R に格納されたデータセットを操作する

編集前の data.frame “d” \implies

```
> load("d.RData")
```

```
> head(d) # 先頭 6 行の表示
```

	x	y
1	0.66762	0
2	0.85077	0
3	0.68124	0
4	0.14379	1
5	0.25316	1
6	0.88585	0

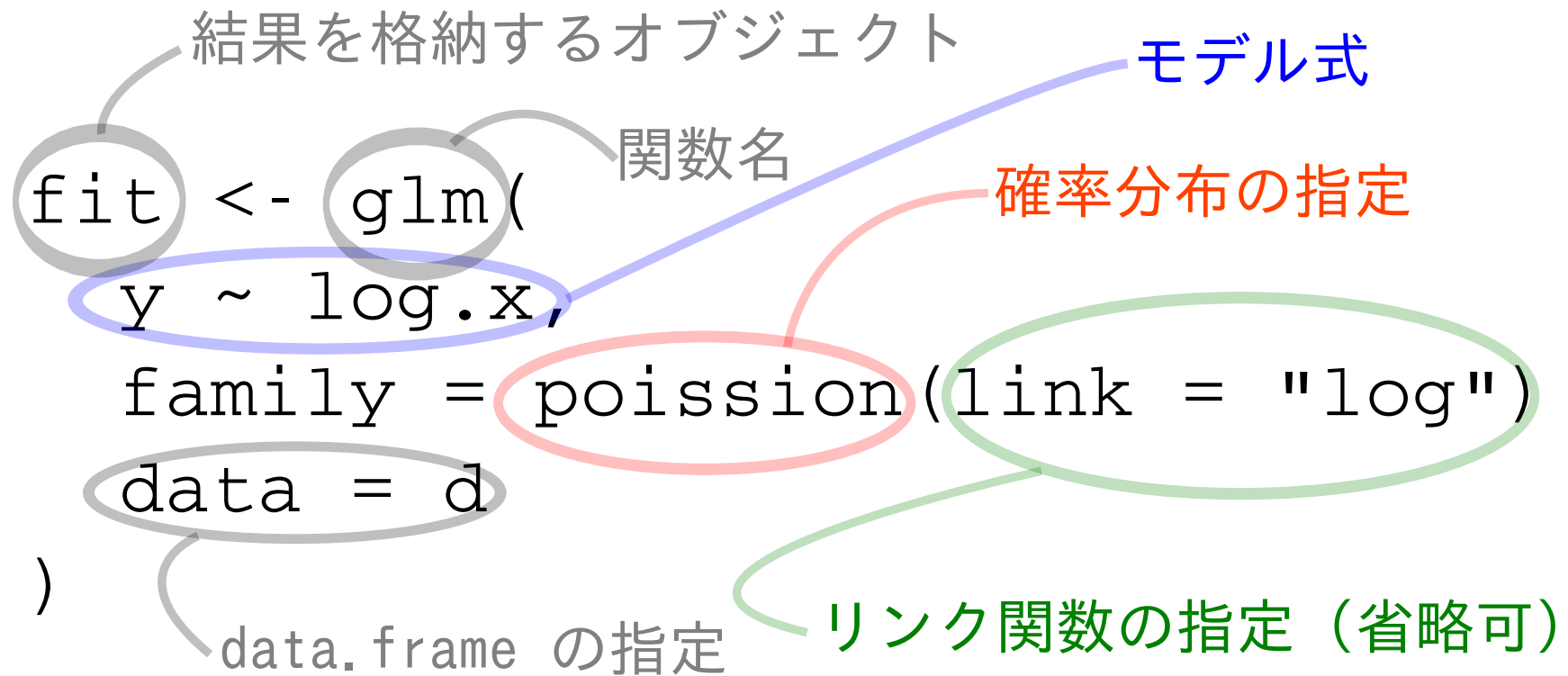
log.x 列を追加する

```
> d$log.x <- log(d$x)
```

```
> head(d)
```

	x	y	log.x
1	0.66762	0	-0.40404
2	0.85077	0	-0.16162
3	0.68124	0	-0.38384
4	0.14379	1	-1.93939
5	0.25316	1	-1.37374
6	0.88585	0	-0.12121

glm() 関数の指定



R の glm() 関数による推定結果

```
> fit <- glm(y ~ log.x, data = d, family = poisson)
> print(summary(fit))
```

Call:

```
glm(formula = y ~ log.x, family = poisson, data = d)
(... 略...)
```

Coefficients:

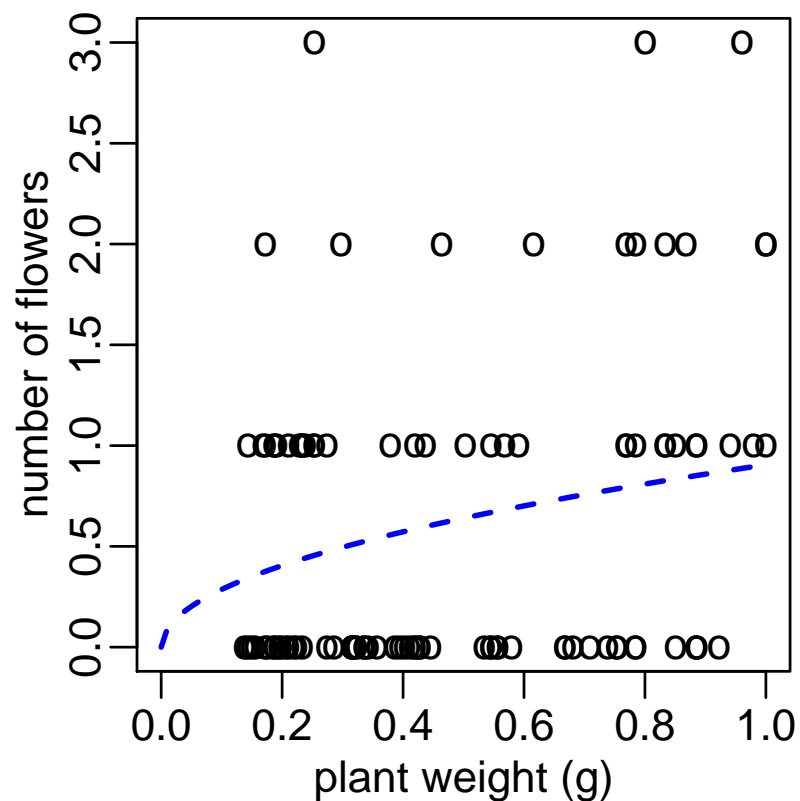
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-0.115	0.204	-0.56	0.573
log.x	0.476	0.222	2.14	0.032

(... 略...)

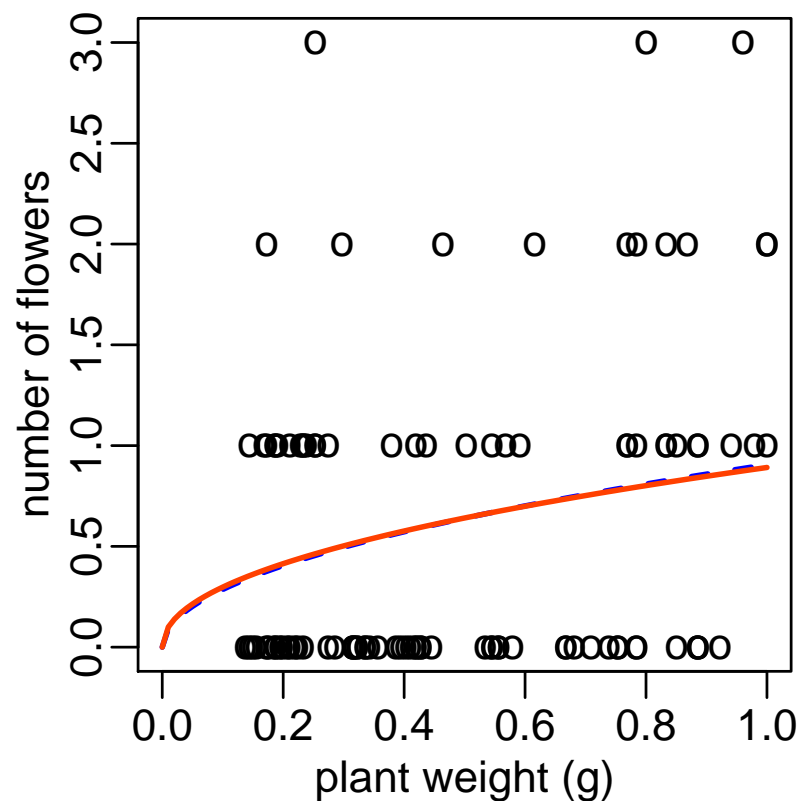
Coefficients は説明変数の係数という意味

GLM の推定結果を図示してみる

「ホント」の
重量 \rightsquigarrow 平均花数



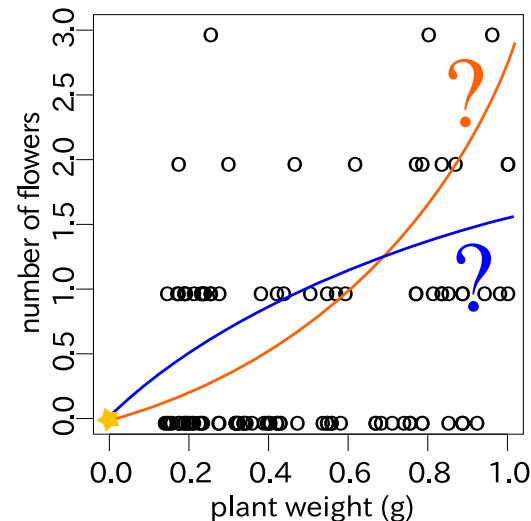
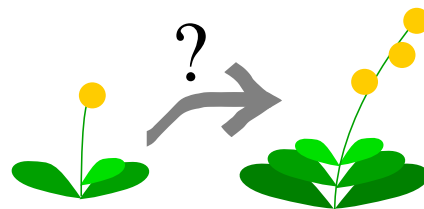
推定された
重量 \rightsquigarrow 平均花数



今日のハナシ

1. データ解析は統計モデリングだ
2. 統計ソフトウェア R を使おう, 作図重要
3. データをよくみて統計モデルの確率分布を選び, R の `glm()` を使いこなそう

地上部の重量 x
が増加するにつれて
花数 y は増加する
だろうか?



説明したい統計モデリングのお作法

- 観測データの図をたくさん作ろう
- 観測データをどんな確率分布で表現できるか考えよう
- 「割算値」の統計モデリングはやめよう

つまり観測データの「もち味をいかした」
「ひねくりまわさない」統計モデリング

次回予告

生態学基礎論 (生物多様性論 II) 2011-01-19

全部で 2 回講義の 2

一般化線形モデル (GLM) の基礎

なんでも「割算」するな!

「観測値わる観測値」な統計解析をやめる方法

<http://goo.gl/1qFgH>